

UNIVERSITE VERSAILLES SAINT-QUENTIN

THESE DE DOCTORAT

Pour l'obtention du diplôme de
DOCTEUR de l'UNIVERSITE de VERSAILLES SAINT-QUENTIN en YVELINES

Spécialité : météorologie, océanographie et environnements

Par

Abdou Aziz MBENGUE

**ESTIMATION PAR SATELLITE DE L'HUMIDITE SPECIFIQUE AU
DESSUS DE L'OCEAN PAR RADIOMETRIE HYPERFREQUENCE**

Soutenue le 26 Janvier 2009 devant la commission composée de:

Abderrahim BENTAMY, IFREMER
Denis BOURRAS, CETP
Gérard CAUDAL, UVSQ
Laurence EYMARD, LOCEAN
Serge JANICOT, LOCEAN
Aida Diongue NIANG, DMN du SENEGAL
Estelle OBLIGIS, CLS
Jean TOURNADRE, IFREMER

Examineur
Codirecteur de thèse
Président
Examineur
Directeur de thèse
Codirecteur de thèse
Rapporteur
Rapporteur

REMERCIEMENTS

Je tiens à remercier en tout premier lieu mon co-directeur Mr Denis Bourras qui a encadré cette thèse avec beaucoup de compétences et de disponibilités, et sans qui cette thèse ne serait pas arrivée à son terme. Il possède des qualités humaines remarquables et a eu une patience sans limite pour finir par me faire comprendre les points les plus importants du travail. Je remercie aussi mon directeur de thèse Mr Serge Janicot pour ses remarques pertinentes et ses orientations qui ont été bénéfiques pour moi. Merci à Mme Aida Diongue Niang, co-directrice de cette thèse, pour m'avoir soutenu malgré la distance et dont l'aide a commencé bien avant le début de ma thèse. Je voudrais aussi remercier les directeurs successifs du laboratoire Mr Hervé De Feraudy et Mme Danièle Hauser de m'avoir accueilli au CETP.

Je remercie vivement les rapporteurs Mme Estelle Obligis et Mr Jean Tournadre pour le soin qu'ils ont apporté à la lecture de ce manuscrit. Leurs remarques et leurs suggestions m'ont permis d'améliorer le manuscrit et de soulever des questions scientifiques importantes.

Je remercie également Mr Gérard Caudal qui me fait l'honneur de présider mon jury de thèse. Mes remerciements vont aussi à Mme Laurence Eymard et à Mr Abderrahim Bentamy qui ont bien voulu participer à mon jury.

Mes plus vifs remerciements vont à mes parents qui ne cessent de faire des prières pour moi.

La réalisation de cette thèse a été rendue possible grâce au soutien financier de l'Institut de Recherche pour le Développement (IRD) que je remercie vivement. Merci à Mr Mactar NDiaye, Directeur de la Météorologie Nationale du Sénégal, pour m'avoir accueilli dans ses locaux pendant mes séjours à Dakar. Mes remerciements à Serigne Cheikh Ahmed Tidjane Sy Al Makhtoum, universaliste et grand maître du savoir.

Enfin, je remercie tous les collègues avec qui j'ai eu à sympathiser, ils s'appellent Stephan, Hassan, Christophe, Aurélie, Paul, Kaouthar, Marilyn, Caroline, Colette, Céline, Brigitte, Benoît, Alexis, Joël, Michael ainsi que mes compatriotes doctorants Samo, Sané, Ly.

Résumé

L'océan joue un rôle très important dans la régulation du climat de la terre à travers les échanges de chaleur avec l'atmosphère, qui se font en grande partie sous forme de Flux de Chaleur Latente (FCL). Ce dernier dépend notamment de l'humidité spécifique à quelques mètres au-dessus de la surface. Cette dernière variable est encore mal maîtrisée dans les modèles météorologiques, et trop peu d'observations sont disponibles à l'échelle du globe pour calculer des champs d'humidité et de flux de chaleur latente, pourtant nécessaires pour forcer les modèles océaniques, par exemple.

Dans ce travail, on analyse le potentiel des données de télédétection spatiale pour estimer l'humidité de surface. L'intérêt majeur des satellites est qu'ils nous permettent d'observer l'ensemble des océans à une échelle temporelle de quelques jours seulement.

Afin de restituer l'humidité spécifique, nous nous servons des données de températures de brillance mesurées par les radiomètres hyperfréquences AMSU-A (Advanced Microwave Sounding Unit - A) et AMSU-B embarqués à bord des satellites NOAA 15, 16 et 17. AMSU-A comporte 15 canaux entre 23.8 GHz et 89 GHz, avec une résolution de 48 Km, et AMSU-B comporte 5 canaux entre 89 GHz et 183.31 GHz, et a une résolution de 16 Km. Nous utilisons les radiomètres AMSU parce qu'ils possèdent un nombre important de canaux (20 canaux au total), dont certains sont sensibles à la vapeur d'eau. Malgré leur potentiel intéressant, les radiomètres AMSU ont jusqu'ici été peu exploités pour la restitution de l'humidité de surface.

Deux approches sont utilisées pour faire cette restitution : la régression linéaire multiple et les réseaux de neurones artificiels.

Grâce à cette dernière méthode, nous avons pu restituer l'humidité de surface avec une amélioration de 21.8% par rapport à l'algorithme de référence (Bentamy et al., 2003). Ceci se traduit par un écart rms de 0.86 g/kg, par rapport aux données de validation, qui sont les observations horaires des mouillages TAO et PIRATA. L'ensemble des résultats trouvés au cours de cette étude indique clairement que le satellite apporte un point de vue complémentaire par rapport aux modèles opérationnels et par rapport aux observations, vis-à-vis de l'humidité de surface

Abstract

Ocean plays a very important role in the regulation of earth climate through heat exchange with atmosphere, which are done for most part in the form of latent heat flux (LHF). LHF depends on specific humidity some meters over the ocean surface. This variable isn't well controlled in meteorological models and too few observations are available on global scale for calculating humidity fields and LHF, although necessary to force oceanic circulation models for example. In this work, we analyse potential of remote sensing data to estimate near surface humidity. Major interest of satellite is they enable observations of the whole ocean at temporal scale of some days only.

In order to estimate specific humidity, we use brightness temperatures data measured by microwave radiometers AMSU-A (Advanced Microwave Sounding Unit-A) and AMSU-B on board NOAA 15, 16 and 17 satellites. AMSU-A has 15 channels between 23.8 GHz and 89 GHz, with a spatial resolution approximately of 48 Km, and AMSU-B has 5 channels between 89 GHz and 183.31 GHz, with a spatial resolution of 16 Km. We use AMSU radiometer because they have important number of channels (20 channels), whose some are sensitive to water vapour. Despite their interesting potential, AMSU radiometers have not yet been used for the retrieval of surface specific humidity.

Two methods are presented: multiple linear regression and artificial neural networks.

Using neural networks approach, we improve specific humidity retrieval of 21.8% in comparison to reference algorithm (Bentamy et al., 2003). This is equivalent to a rms error of 0.86g/kg in comparison to buoys (TAO and PIRATA) data used for validation. All the results found in this study show clearly that satellite supply a complementary point of view in comparison to operational models, and observations, in relation to surface humidity.

TABLE DES MATIERES

1 INTRODUCTION GENERALE	19
1-1 Liens entre le Flux de chaleur latente et l'humidité spécifique	22
1-2 Plan de l'étude	27
2 TELEDETECTION PASSIVE HYPERFREQUENCE ET TRANSFERT	
RADIATIF	29
2-1 La télédétection	30
2-2 Physique de la télédétection	31
2.2.1 Onde électromagnétique et rayonnement	31
2.2.2 Le spectre électromagnétique	32
2.2.3 Interaction entre matière et rayonnement	33
2.2.4 Théorie du transfert radiatif	35
2.2.5 Domaine particulier des hyperfréquences	37
2.3 Les radiomètres hyperfréquences AMSU	41
2.3.1 Caractéristiques physiques des canaux de fréquences de AMSU	44
2.3.2 Les fonctions de poids AMSU	45
2.3.3 Acquisition et prétraitement des données AMSU à l'aide du logiciel AAPP	48
2.4 Le radiomètre SSM/I	49
2.5 Description du radiomètre TMI	50
2.6 Conclusion du chapitre 2	51
3 LES MESURES IN SITU ET LES DONNEES D'ANALYSES ET DE REANALYSES	53
3-1 Introduction	54
3-2 Mesures in situ des bouées PIRATA et TAO	54
3-3 Présentation du programme EGEE-3	60
3-4 Analyses et Réanalyses	62
a- Les analyses de ECMWF	62
b- Les réanalyses du NCEP	62
3-5 Conclusion du chapitre 3	62
4 METHODOLOGIE D'INVERSION	65

TABLE DES MATIERES

4-1	Introduction -----	66
4-2	Colocalisation bouées satellite -----	-66
4-3	Les méthodes statistiques -----	-67
4-3-1	Inversion par régression linéaire multiple -----	-67
4-3-2	Inversion à l'aide des réseaux de neurones artificiels -----	-69
a-	Neurone biologique -----	-69
b-	Neurone formel : analogie avec le neurone biologique -----	-70
b-1	Les réseaux de neurones non bouclés -----	-71
c-	Les différents types d'apprentissage -----	-72
4-4	Les méthodes physiques d'inversion -----	-73
4-5	Les méthodes physico-statistiques -----	-74
4-6	Conclusion du chapitre 4-----	-74
5	RESTITUTION DE L'HUMIDITE SPECIFIQUE PAR LA METHODE DE LA	
	REGRESSION LINEAIRE MULTIPLE -----	-75
5-1	Introduction -----	76
5-2	Mise en place d'une base de données -----	-81
5-3	Méthodologie pour la restitution des canaux de fréquence et	
	algorithme de restitution -----	82
5-3-1	Introduction -----	82
5-3-2	Choix des canaux de fréquences -----	83
5-3-3	Etude de l'effet relatif de chaque température de brillance sur qa-----	-87
5-3-4	Etude de l'effet de la variation des angles de visée du satellite -----	-90
5-4	Validation de l'algorithme -----	92
5-5	Distribution spatiale de l'humidité mensuelle et champ d'anomalies dans le Golfe de	
	Guinée – Comparaison avec les analyses de ecmwf et les réanalyses du ncep-----	-95
5-5-1	Champs d'humidités mensuelles -----	-95
5-5-2	Anomalies mensuelles -----	97
5-5-3	Evolution zonale de l'humidité mensuelle dans le Golfe de guinée -----	102
5-6	Impact de la température de surface de la mer et amélioration de la restitution -----	-106
5-6-1	Comparaison entre les sst issues de TMI et les sst mesurées par les bouées -----	-106
5-6-2	Etablissement et validation de l'algorithme obtenu avec l'ajout de la sst issue	
	de TMI -----	-109
5-6-3	Comparaison avec les analyses ecmwf et les réanalyses du ncep dans la zone	

TABLE DES MATIERES

TAO/PIRATA -----	113
5-6-4 Anomalies d’humidités mensuelles dans le Golfe de Guinée -----	117
5-7 Conclusion du chapitre 5 -----	121
 6 APPROCHE PAR LA METHODE DES RESEAUX DE NEURONES	
ARTIFICIELS -----	123
6-1 Méthodologie et architecture trouvée -----	124
6-2 Validation de l’algorithme trouvé -----	128
6-3 Comparaison des tendances des statistiques dans la zone TAO/PIRATA -----	129
6-4 Anomalies d’humidités mensuelles-----	131
6-5 Conclusion du chapitre 6 -----	135
 7 CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES-----	137
7-1 Objectif et contributions de la thèse-----	138
7-2 Perspectives-----	140
7-2-1 Perspectives dans le cadre de AMMA-----	140
7-2-2 Mise à profit pour le satellite METOP-A-----	140
BIBLIOGRAPHIE -----	143

LISTE DES FIGURES

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1 Transfert de chaleur de l'équateur vers les pôles-----	20
Figure 1.2 Echanges de chaleur entre l'océan et l'atmosphère-----	21
Figure 2.1 Onde électromagnétique -----	32
Figure 2.2 Spectre électromagnétique-----	33
Figure 2.3 absorption, réflexion et transmission-----	34
Figure 2.4 Variation de l'intensité du rayonnement sur une épaisseur dr de l'atmosphère ---	36
Figure 2.5 Représentation géométrique d'une mesure en télédétection atmosphérique -----	38
Figure 2.6 Température de brillance résultant des radiations atmosphériques ascendantes (Tu) et descendante (Td), et de l'émission par la surface ($\epsilon_s T_s$) et de la radiation réfléchie par la surface ($T_d(1-\epsilon_s)$) -----	40
Figure 2.7 Caractéristiques du balayage de AMSU-A -----	42
Figure 2.8 Balayage de AMSU-B -----	43
Figure 2.9 Région du spectre électromagnétique utilisée par AMSU-----	45
Figure 2.10 Fonction de poids au nadir au niveau des canaux de AMSU-A1 -----	47
Figure 2.11 Fonction de poids au nadir au niveau des canaux de AMSU-A2 -----	47
Figure 2.12 Fonction de poids au nadir au niveau des canaux de AMSU-B-----	48
Figure 2.13 Moyenne mensuelle (juin 2006) de la température de surface de la mer en degré celcius issue de TMI -----	51
Figure 3.1 Une bouée TAO-----	56
Figure 3.2 Schéma de fonctionnement de la bouée -----	57
Figure 3.3 Positions des bouées TAO -----	58
Figure 3.4 Positions des bouées PIRATA-----	58
Figure 3.5 Le navire océanographique Atalante-----	61
Figure 3.6 Trajectoire suivie par l'Atalante -----	61
Figure 4.1 Colocalisation bouée-satellite (Dx inférieure ou égale à 50 Km) -----	67
Figure 4.2 Un neurone biologique-----	69
Figure 4.3 Un neurone formel -----	71
Figure 4.4 Perceptron Multicouche-----	72
Figure 5.1 Erreur minimale en fonction du nombre de canaux pour les 3 phases -----	85
Figure 5.2 Corrélation maximale en fonction du nombre de canaux pour les 3 phases -----	85
Figure 5.3 Pente maximale en fonction du nombre de canaux pour les 3 phases -----	85
Figure 5.4 Evolution de l'erreur en fonction des premières combinaisons -----	86
Figure 5.5 Variation de la corrélation en fonction des premières combinaisons -----	86
Figure 5.6 Variation de la pente en fonction des premières combinaisons -----	86
Figure 5.7 Variation des angles de visée-----	90
Figure 5.8 Evolution de l'erreur en fonction des angles de visée du satellite -----	91
Figure 5.9 Validation de l'algorithme avec les données de 2006-----	93
Figure 5.10 Validation de l'algorithme avec les données du bateau / EGEE -----	94
Figure 5.11 Comparaison entre l'humidité fournie par l'algorithme de Bentamy et al.(2003) et les mesures in situ -----	94
Figure 5.12 Comparaison entre l'humidité fournie par l'algorithme de Jackson et al. (2006) et les mesures in situ -----	95
Figure 5.13 Champs d'humidité mensuelle amsu, ecmwf et ncep pour mars et avril 2006----	98
Figure 5.14 Champs d'humidité mensuelle amsu, ecmwf et ncep pour mai et juin 2006 ---	99
Figure 5.15 Champs d'humidité mensuelle amsu, ecmwf et ncep pour juillet et août 2006--	100
Figure 5.16 Champs d'humidité mensuelle amsu, ecmwf et ncep pour septembre et octobre 2006-----	101
Figure 5.17 anomalies (g/kg) d'humidité mensuelle dans la zone pour le satellite (AMSU), ncep et ecmwf – mai 2006 -----	103

LISTE DES FIGURES

Figure 5.18 anomalies (g/kg) d'humidité mensuelle dans la zone pour le satellite (AMSU), ncep et ecmwf – juillet 2006-----	104
Figure 5.19 Evolution de l'humidité à 0° nord en janvier, juin et juillet 2006 pour le satellite, ncep, ecmwf, et les bouées-----	105
Figure 5.20 Comparaison entre sst/TMI et sst in situ année 2004-----	107
Figure 5.21 Comparaison entre sst/TMI et sst in situ année 2006-----	107
Figure 5.22 Evolution temporelle des sst TMI (en rouge) et in situ (en noir) en quelques points sur l'océan -----	108
Figure 5.23 Phase apprentissage : qa estimées en fonction de qa in situ (bouées). -----	110
Figure 5.24 Phase test : qa estimées en fonction de qa in situ (bouées) -----	111
Figure 5.25 Phase validation avec les données bouées : qa estimées en fonction de qa in situ (bouées)-----	111
Figure 5.26 Phase validation avec les données Egee: qa navire en fonction de qa estimées	112
Figure 5.27 SST mensuelles fournies par TMI pour juin 2004 et 2006-----	112
Figure 5.28 Comparaison entre l'humidité satellite (AMSU et TMI) et celle de ECMWF dans la zone TAO/PIRATA (mai 2006) -----	113
Figure 5.29 Comparaison entre l'humidité satellite (AMSU et TMI) et celle de ECMWF dans la zone TAO/PIRATA (Juin 2006) -----	114
Figure 5.30 Comparaison entre l'humidité satellite (AMSU et TMI) et celle de ECMWF dans la zone TAO/PIRATA (Juillet 2006) -----	114
Figure 5.31 Comparaison entre l'humidité satellite (AMSU et TMI) et celle de ECMWF dans la zone TAO/PIRATA (Août 2006) -----	115
Figure 5.32 Comparaison entre l'humidité satellite (AMSU et TMI) et celle du NCEP dans la zone TAO/PIRATA (année 2006) -----	115
Figure 5.33 Comparaison entre l'humidité in situ et celle de ECMWF dans la zone TAO/PIRATA (août 2006) -----	116
Figure 5.34 Comparaison entre l'humidité in situ et celle du NCEP dans la zone TAO/PIRATA (année 2006) -----	116
Figure 5.35 Anomalies (g/kg) d'humidité mensuelle pour le satellite (AMSU et TMI), NCEP et ECMWF – mai 2006 -----	118
Figure 5.36 Anomalies (g/kg) d'humidité mensuelle pour le satellite (AMSU et TMI), NCEP et ECMWF- Juin 2006 -----	119
Figure 5.37 Anomalies (g/kg) d'humidité mensuelle pour le satellite (AMSU et TMI), NCEP et ECMWF –Juillet 2006 -----	120
Figure 6.1 L'architecture du réseau de neurones trouvé -----	126
Figure 6.2 Comparaison à l'issue de l'apprentissage entre le qa in situ et le qa satellite ----	127
Figure 6.3 Comparaison à entre le qa in situ et le qa satellite sur la base test-----	127
Figure 6.4 Validation avec les observations TAO/PIRATA-----	128
Figure 6.5 Validation avec les observations du navire océanographique -----	129
Figure 6.6 Evolution du rms (g/kg) pour le satellite, NCEP et ECMWF en 2006 -----	130
Figure 6.7 Evolution du biais (g/kg) pour le satellite, NCEP et ECMWF en 2006-----	130
Figure 6.8 Evolution de la corrélation avec les mesures in situ pour le satellite, NCEP et ECMWF en 2006-----	130
Figure 6.9 Anomalies (g/kg) d'humidité mensuelle pour le satellite (AMSU et TMI), NCEP et ECMWF – mai 2006 -----	132
Figure 6.10 Anomalies (g/kg) d'humidité mensuelle pour le satellite (AMSU et TMI), NCEP et ECMWF – Juin 2006 -----	133
Figure 6.11 Anomalies (g/kg) d'humidité mensuelle pour le satellite (AMSU et TMI), NCEP et ECMWF- Juillet 2006 -----	134

GLOSSAIRE

AAPP:	A TOVS and A VHRR P reprocessing P ackage
AMMA :	A nalyste M ultidisciplinaire de la M ousson A fricaine
AMSU:	A dvanced M icrowave S ounding U nit
ATOVS:	A dvanced T iros O perational V ertical S ounder
AVHRR:	A dvanced V ery H igh R esolution R adiometer
CIRA:	C ooperative I nstitute for R esearch in the A tmosphere
DMSP:	D efense M eteorological S atellite P rogram
ECMWF:	E uropean C enter for M edium- R ange W eather F orecasts
EGEE:	E tude de la C irculation O céanique dans le G olfe de G uinée
FOV:	F ield O f V iew
FCL:	F lux de C haueur L atente
GHz:	G iga H ertz
HIRS:	H igh R esolution I nfrared R adiation S ounder
IFOV:	I ntantaneous F ield O f V iew
IFREMER:	I nstitut F rançais de R echerche pour l'Exploitation de la M er
NCEP:	N ational C enters for E nvironmental P rediction
NESDIS:	N ational E nvironmental S atellite, D ata, and I nformation S ervice
NOAA:	N ational O ceanic and A tmospheric A dministration
SMMR:	S canning M ultichannel M icrowave R adiometer
SSMI:	S pecial S ensor M icrowave I mager
SST:	S ea S urface T emperature
TAO:	T ropical A tmosphere O cean A rray
TB:	T empérature de B rillance
TMI:	T RMM M icrowave I mager
TRMM:	T ropical R ainfall M easuring M ission
TOVS:	T iros O perational V ertical S ounder
PIRATA:	P ilot R esearch moored A rray in the T ropical A tlantic
qa:	humidité spécifique
rms:	root mean square
ZCIT:	Z one de C onvergence I nter T ropicale

CHAPITRE 1

INTRODUCTION GENERALE

INTRODUCTION GENERALE

L'océan interagit avec l'atmosphère à travers les échanges de quantité d'énergie à l'interface air-mer, qui jouent un rôle important dans les circulations atmosphérique et océanique. En effet, dans les tropiques, le soleil fournit de la chaleur à l'océan qui stocke une grande partie de cette chaleur puis la libère lentement. Par contre, dans les hautes latitudes, le flux de chaleur du soleil est beaucoup plus faible, ce qui crée un refroidissement de l'océan. Le bilan net régional en moyenne annuelle, au niveau de l'océan, est de l'ordre de 50 W/m^2 dans chaque sens (hautes latitudes et tropiques). La chaleur accumulée dans les tropiques est transportée vers les pôles par les courants océaniques et atmosphériques. La redistribution de cette chaleur réduit le contraste qui aurait dû exister entre températures extrêmes et crée alors un équilibre énergétique entre les déficits et les excès régionaux.

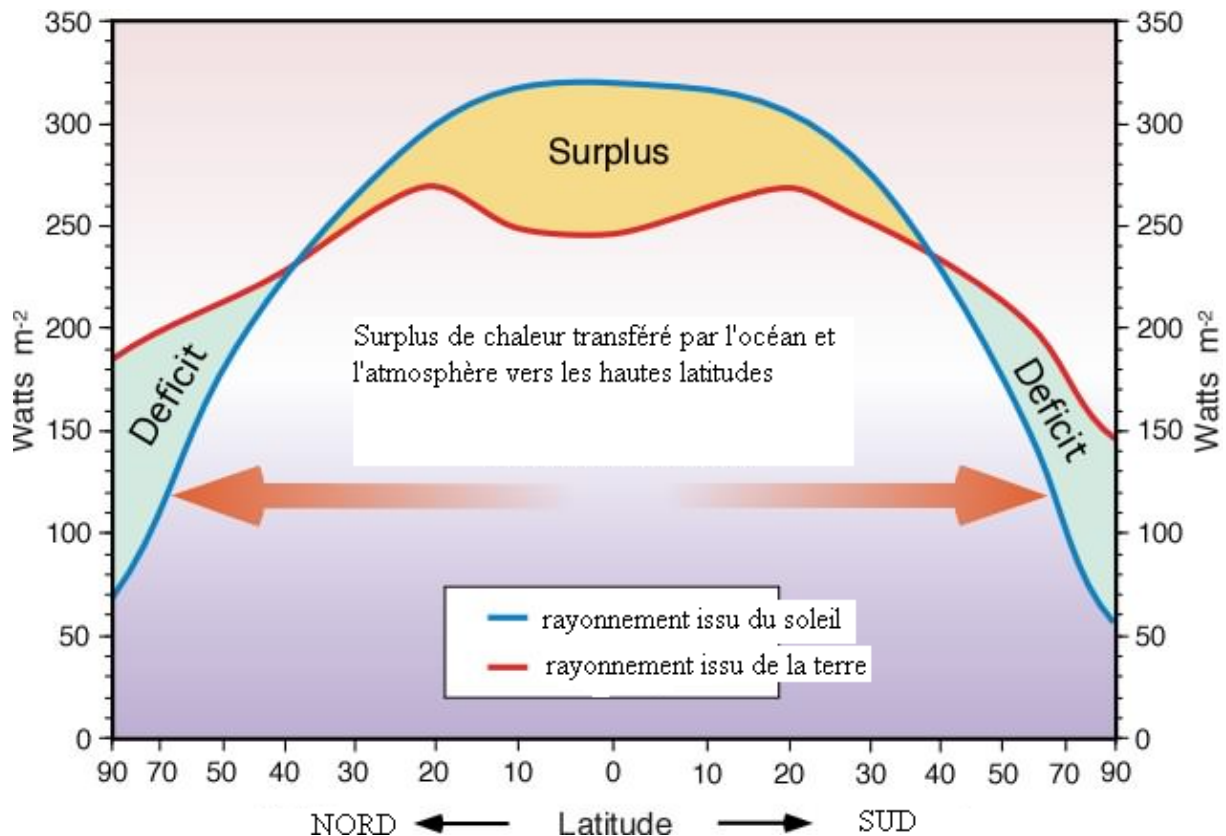


Figure 1.1 Transfert de chaleur de l'équateur vers les pôles (H. Bryden et al 1999)

Les échanges de chaleur sont décrits en terme de flux. On appelle flux d'une quantité μ à travers une surface S la quantité de μ qui passe au travers de (S) pendant un temps (t).

L'océan échange de la chaleur (Figure 1.2) avec l'atmosphère à travers les flux radiatifs et turbulents. Les flux radiatifs sont principalement le rayonnement solaire reçu au

INTRODUCTION GENERALE

niveau de la surface, et le flux infrarouge, somme d'une partie montante qui est le rayonnement de corps noir de l'océan, relatif à sa température de surface, et d'une partie descendante, qui –elle- provient du rayonnement solaire, des gaz atmosphériques (vapeur d'eau, CO₂), des hydrométéores, et du fond cosmologique.

Les échanges turbulents font intervenir quant à eux le flux de chaleur latente et le flux de chaleur sensible. Le flux de chaleur sensible correspond au transfert de chaleur par convection ou conduction entre la surface et l'air, alors que le flux de chaleur latente représente dans la plupart des cas la chaleur prélevée à l'océan lors de l'évaporation en surface. Cette chaleur n'est transmise à l'atmosphère qu'au moment où l'eau se condense, en formant par exemple des nuages. D'un point de vue global, les deux principaux flux qui déterminent le bilan de chaleur à la surface de l'océan sont le flux solaire (170 W/m^2) et le flux de chaleur latente (80 W/m^2). Ce travail porte sur la détermination du flux turbulent de chaleur latente, problème étroitement lié à celui de la détermination de l'humidité spécifique dans les basses couches de l'atmosphère.

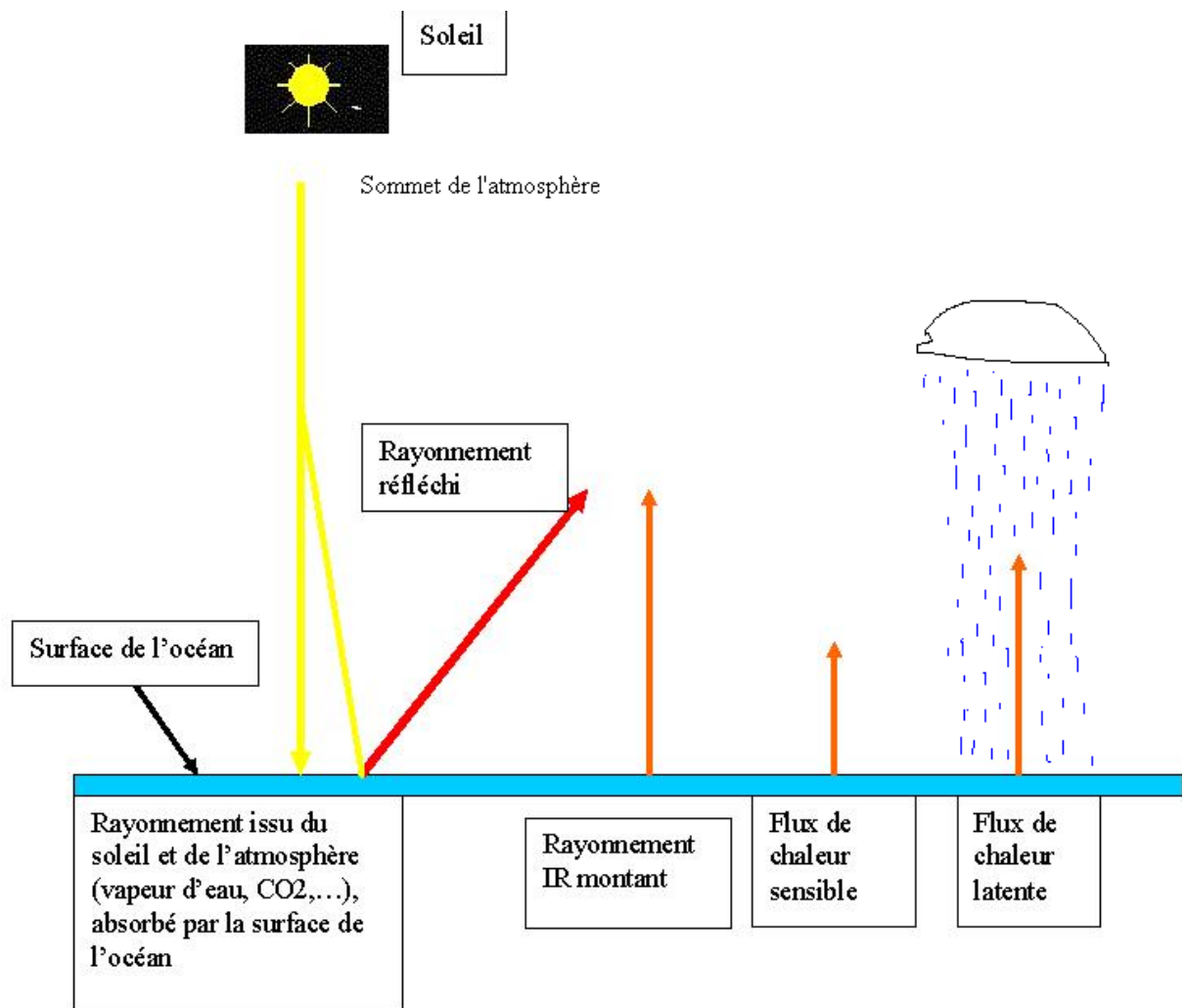


Figure 1.2 : Echanges de chaleur entre l'océan et l'atmosphère

1-1 Liens entre le Flux de chaleur latente et l'humidité spécifique

Dans ce paragraphe, on décrit brièvement la théorie la plus utilisée pour établir la relation entre flux de chaleur latente et humidité atmosphérique.

Les flux de chaleur entre l'atmosphère et l'océan dépendent d'un large ensemble de processus : le transport turbulent dans la couche limite adjacente (associé au cisaillement) ; les flux de pression ; les réactions chimiques impliquant les agents tensioactifs ; la diffusion laminaire des sous-couches ; les interactions biologiques à la surface, etc. Pour caractériser les flux en terme de paramétrisations, nous devons avoir une bonne compréhension de l'ensemble de ces phénomènes. Une telle compréhension est malheureusement difficile à réaliser à cause des relations de non linéarités très complexes, et de l'échantillonnage très difficile à effectuer près de la surface de l'océan. Il devient alors plus pratique de simplifier le problème d'estimation des flux en se limitant sur les processus qui sont bien maîtrisés. Ainsi étudier la vitesse, la chaleur et l'humidité, permet d'étudier la diffusion turbulente dans la couche limite atmosphérique, à la condition de relier grandeurs moyennes et flux, par des paramétrisations, qui doivent être le plus précises possible.

On peut s'attaquer au problème de paramétrisations des processus turbulents grâce à la théorie de similitude de Monin-Obukhov qui permet d'estimer les flux turbulents dans toute la couche limite et en conditions stable ou instable.

La théorie s'applique aux plus basses couches de l'atmosphère, près du sol, où l'écoulement de l'air est quasi stationnaire et les effets des forces de pression et de la force de Coriolis peuvent être négligeables devant les frottements de l'air sur la surface. On définit ainsi la couche limite de surface, comme le domaine de validité de ces conditions. Son épaisseur est de quelques dizaines de mètres.

La théorie de similitude nous permettra d'accéder à une connaissance des phénomènes au niveau de la couche de surface, en général, car reposant sur la construction de modèles de ces phénomènes. On considère dans cette théorie que si les conditions de deux expériences sont identiques, alors leurs résultats seront identiques. Cette théorie permet de regrouper les variables participant à la description d'un phénomène. La meilleure description de la couche de surface a été faite grâce à la théorie de similitude de Monin-Obukhov (1954). Cette théorie postule que les échelles fondamentales pour la description des phénomènes dans la couche de surface sont la vitesse de frottement u^* (avec $u^* = \tau^{1/2}$ où τ contrainte du vent) ; le flux de

INTRODUCTION GENERALE

chaleur sensible (H_s) ; la hauteur au-dessus de la surface, z ; et le paramètre de flottabilité g/T (avec g constante gravitationnelle et T la température), et le cisaillement de vent.

Le théorème de Π de Vaschy-Buckingham est utilisé afin d'identifier tous les paramètres pertinents, (n), pour l'étude d'un problème donné et permet de créer un ensemble de variables sans dimension le caractérisant. On pourra alors effectuer ces mesures pour pouvoir relier ces variables entre elles et trouver ainsi la forme des fonctions qui gèrent ce problème. Show (1990) proposa les deux groupes sans dimension suivants :

$$(1.1) \quad \Pi_1 = \frac{z}{u_*} \frac{\partial u}{\partial z} \quad \text{et} \quad (1.2) \quad \Pi_2 = \frac{gz \int w'T'\bar{h}}{Tu_*^3}$$

u : vitesse du vent w' : fluctuations turbulentes de la vitesse verticale T' : fluctuations turbulentes de la température

où $\Pi_1 = \phi_m \Pi_2$ ce qui entraîne :

$$(1.3) \quad k \frac{z}{u_*} \frac{\partial u}{\partial z} = \phi_m \left(\frac{z}{L} \right)$$

avec k constante de von Karman

De la même manière nous aurons pour l'humidité (q) et la température (T) les équations suivantes :

$$(1.4) \quad k \frac{z}{q_*} \frac{\partial q}{\partial z} = \phi_q \left(\frac{z}{L} \right)$$

$$(1.5) \quad k \frac{z}{T_*} \frac{\partial T}{\partial z} = \phi_T \left(\frac{z}{L} \right)$$

Les fonctions ϕ_m , ϕ_q et ϕ_T sont déterminées expérimentalement

On introduit alors la longueur de Monin-Obukhov L :

$$(1.6) \quad L = \frac{gk \int w'T'\bar{h}}{Tu_*^3}$$

INTRODUCTION GENERALE

Par analogie à u^* , le flux de chaleur peut être représenté par u^*T^* , en supposant la formule suivante :

$$(1.7) \quad T^* = \frac{\int w' T' \bar{h}}{u^*}$$

De même pour les fluctuations d'humidité q^* nous aurons :

$$(1.8) \quad q^* = \frac{\int w' q' \bar{h}}{u^*}$$

La couche de surface peut alors être représentée par les échelles suivantes : échelles de vitesse, u^* ; échelle de température T^* ; échelle d'humidité q^* ; échelles des deux longueurs z et L .

En conditions neutres, $z/L = 0$, et $\phi_m(0) = \phi_T(0) = \phi_q(0) = 1$

L'intégration des équations (1.3), (1.4) et (1.5) donne alors :

$$(1.9) \quad u^* = (u(z) - u_s) \frac{k}{\ln\left(\frac{z}{z_0}\right) - \psi_m\left(\frac{z}{L}\right)}$$

$$(1.10) \quad T^* = (T(z) - T_s) \frac{k}{\ln\left(\frac{z}{z_{0T}}\right) - \psi_T\left(\frac{z}{L}\right)}$$

$$(1.11) \quad q^* = (q(z) - q_s) \frac{k}{\ln\left(\frac{z}{z_{0q}}\right) - \psi_q\left(\frac{z}{L}\right)}$$

L'indice s représente la surface de la mer.

Les fonctions ψ sont les fonctions de stabilité. Elles sont nulles pour les conditions neutres, et positives (négatives) pour une stratification instable (stable).

INTRODUCTION GENERALE

Les expressions des flux sont les suivantes,

$$\tau = \rho u^{*2}$$

$$H = \rho u^* T^*$$

$$E = \rho u^* q^*$$

Où ρ est la densité de l'air à la surface, et E est le flux de chaleur latente.

Nous obtenons, en substituant les différents paramètres par leur expression tirée de (1.9), (1.10) et (1.11), les équations suivantes :

$$(1.12) \quad \tau = \rho C_D (u - u_s)^2$$

$$(1.13) \quad H = \rho C_p C_H (u - u_s) (T_s - T)$$

$$(1.14) \quad E = \rho L_v C_E (u - u_s) (q_s - q)$$

C_p est la chaleur spécifique isobare. L_v est la chaleur latente de vaporisation.

C_D , C_H et C_E sont les coefficients de transfert et représentent respectivement le coefficient de traînée, le nombre de Stanton, le nombre de Dalton. Ils sont définis par les expressions suivantes :

$$(1.15) \quad C_D = \left[\frac{k}{\ln\left(\frac{z}{z_0}\right) - \psi_m} \right]^2$$

INTRODUCTION GENERALE

$$(1.16) \quad C_H = \left[\frac{k}{\ln\left(\frac{z}{z_0}\right) - \psi_m} \right] \left[\frac{k}{\ln\left(\frac{z}{z_{0T}}\right) - \psi_T} \right]$$

$$(1.17) \quad C_E = \left[\frac{k}{\ln\left(\frac{z}{z_0}\right) - \psi_m} \right] \left[\frac{k}{\ln\left(\frac{z}{z_{0q}}\right) - \psi_q} \right]$$

Les relations (1.14) et (1.17) lient le flux de chaleur latente et l'humidité atmosphérique dans la couche limite de surface. Elles permettent le calcul des flux avec une incertitude de 20 W/m² en moyenne, soit 20%. Ce chiffre inclut à la fois l'incertitude sur la relation et sur les erreurs de mesures, obtenues à partir d'instruments embarqués sur navire lors de campagnes océanographiques (ex. Bourras et al., 2008). D'un point de vue pratique, les flux de surface sont essentiellement utilisés pour représenter les échanges océan-atmosphère dans les modèles atmosphériques, pour effectuer des bilans de chaleur à la surface des océans, ou comme condition aux limites pour les modèles d'océan. Pour calculer les flux à partir d'observations, deux problèmes se posent, le nombre de données disponibles en temps et en espace, ainsi que la précision des flux calculés. Concernant la précision, l'objectif à atteindre est de quelques W/m², seuil en deçà duquel les flux calculés sont en adéquation avec le contenu en chaleur de l'océan superficiel (Caniaux et al. 2005). Un effort est donc à fournir sur les paramétrisations des flux ainsi que sur les moyens de mesure. D'autre part, l'extension spatio-temporelle des observations de flux disponibles se fait la plupart du temps indirectement, par assimilation des observations ponctuelles (ex. mouillages météorologiques) dans un modèle météorologique. Or, ce procédé présente l'inconvénient d'être à précision variable, en fonction du nombre d'observations disponibles pour l'assimilation. Une alternative intéressante est l'utilisation de la télédétection spatiale, qui permet une bonne répétitivité des mesures. La télédétection permet déjà d'estimer la température de surface de la mer et l'intensité du vent, qui sont deux variables nécessaires pour calculer le flux de chaleur latente (FCL). Cependant, l'humidité spécifique de surface pose problème, malgré de nombreux essais depuis les années 1980 (Liu et al 1988, Simonot et Gautier 1989, ou encore Bourras 2006). La précision en écart type de l'humidité spécifique de surface estimée par satellite est actuellement de 0.9 g/kg, alors

qu'une précision inférieure ou égale 0.3 g/kg est requise pour limiter l'incertitude d'estimation sur le FCL à quelques W/m².

L'objectif de notre étude est d'améliorer l'estimation de l'humidité spécifique q au dessus de l'océan à partir des observations satellite, en vue de calculer plus tard le FCL avec une précision accrue. Pour atteindre cet objectif nous exploitons le potentiel des données mesurées dans le domaine des hyperfréquences (3 à 300 GHz) par les radiomètres AMSU-A (Advanced Microwave Sounding Unit-A) et AMSU-B embarqués dans les satellites de la NOAA (National Oceanic and Atmospheric Administration). Ces instruments n'ont quasiment jamais été utilisés pour cet objectif, alors que leurs nombreux canaux sensibles à la vapeur d'eau et/ou à la surface, leur résolution spatiale, et le fait que les données hyperfréquences soient moins sensibles aux nuages que les observations dans infrarouge, sont autant d'atouts. Deux méthodes de restitution seront proposées dans cette étude : la méthode par régression linéaire multiple et les réseaux de neurones artificiels.

1-2 Plan de l'étude

Le **chapitre 2** de cette thèse est consacré au transfert radiatif, à la présentation des principales notions en radiométrie hyperfréquence et à la description des radiomètres AMSU dont les mesures représentent notre base pour définir notre algorithme. On présentera dans ce même chapitre les caractéristiques des radiomètres TMI (TRMM Microwave Imager) et SSMI (Special Sensor Microwave Imager) et les données qu'ils apportent. Pour trouver et valider notre algorithme, il faut nécessairement des mesures in situ. Ces mesures seront présentées dans le **chapitre 3**. Elles proviennent des bouées TAO (Tropical Atmosphere Ocean Array) et PIRATA (Pilot Research moored Array in the Tropical Atlantic) qui sont positionnées en différents points de l'océan dans la zone tropicale. D'autres mesures in situ seront aussi présentées, il s'agit des mesures faites par le bateau Atalante lors de la campagne EGEE dans le cadre du projet AMMA (Analyse Multidisciplinaire de la Mousson Africaine). De même, dans ce chapitre nous décrirons les analyses ECMWF et les ré analyses du NCEP, les seules utilisées actuellement dans la plupart des applications qui nécessitent des champs d'humidité de surface.

Dans le **chapitre 4**, nous définissons la méthodologie utilisée. Les théories sur les méthodes d'estimation que sont la régression linéaire et les réseaux de neurones seront étudiées.

INTRODUCTION GENERALE

Le **chapitre 5** présente la restitution de l'humidité spécifique par régression linéaire multiple, en tenant compte ou pas de la contribution de la surface de la mer, des angles de visée du satellite. Pour tenir compte des aspects non linéaires, nous développons dans le **chapitre 6** une méthode de restitution de l'humidité en utilisant les réseaux de neurones.

Enfin le **chapitre 7** est consacré à la conclusion de ce travail de thèse et aux perspectives

CHAPITRE 2

TELEDETECTION PASSIVE HYPERFREQUENCE ET TRANSFERT

RADIATIF

2.1 La télédétection

La télédétection représente l'ensemble des connaissances et techniques utilisées pour déterminer des caractéristiques physiques et biologiques d'objets ou de milieux par des mesures effectuées à distance, sans contact matériel avec ceux-ci. L'historique des techniques de télédétection peut être divisée en cinq (5) grandes périodes :

- de 1856, date à laquelle, pour la première fois, un appareil photographique a été installé de façon fixe à bord d'un ballon, à la première guerre mondiale, se déroule l'époque des pionniers, pendant laquelle sont explorées les possibilités de la photographie aérienne verticale pour la cartographie.
- De la première guerre mondiale à la fin des années 50, la photographie aérienne devient un outil opérationnel pour la cartographie, la recherche pétrolière, la surveillance de la végétation. On assiste à un progrès continu de l'aviation, des appareils photographiques.
- La période qui commence en 1957 et s'achève en 1972 marque les débuts de l'exploration de l'espace, et prépare l'avènement de la télédétection actuelle. Le lancement des premiers satellites (Spoutnik 1, Tiros), puis des vaisseaux spatiaux habités à bord desquels sont embarquées des caméras, révèle l'intérêt de la télédétection depuis l'espace. Parallèlement les radiomètres imageurs sont mis au point et perfectionnés, de même que les premiers radars embarqués à bord d'avions. La première application opérationnelle de la télédétection spatiale apparaît dans les années 60 avec les satellites météorologiques de la série ESSA.
- Le lancement en 1972 du satellite ERTS (rebaptisé ensuite Landsat 1), premier satellite de télédétection des ressources terrestres, ouvre l'époque de la télédétection moderne. Le développement constant des capteurs et des méthodes de traitements de données numériques ouvre de plus en plus le champ des applications de la télédétection et en fait un élément indispensable de gestion de la planète.
- Depuis les années 70, on assiste à un développement continu de la télédétection, marqué notamment par l'augmentation de la résolution spatiale des capteurs et leur diversification.

Ces capteurs embarqués sur les satellites acquièrent des informations sur les objets d'intérêt en mesurant les ondes qu'ils émettent (émission propre) ou qu'ils diffusent (lumière naturelle, faisceau laser, onde radar, ...).

Opérant dans différentes gammes de longueur d'ondes, ces capteurs peuvent être regroupés en deux (2) catégories selon leur mode de fonctionnement. Les **capteurs actifs** illuminent leur cible et mesurent l'énergie rétro diffusée (exemple : le radar). Les **capteurs passifs**, quant à eux ne nécessitent pas de source émettrice et utilisent les capacités de réflexion ou d'émission des objets que l'on tente de caractériser.

Dans ce chapitre nous allons présenter les notions physiques fondamentales utilisées en télédétection, et décrire les caractéristiques des capteurs passifs dont les observations sont utilisées dans ce travail. Il s'agira alors d'énoncer la théorie de l'onde électromagnétique, puis de présenter le domaine spectral, plus particulièrement celui des hyperfréquences (3 à 300 GHz en fréquence). Nous ferons aussi une présentation de la théorie sur le transfert radiatif dans le domaine des hyperfréquences.

2-2 Physique de la télédétection

La technique d'analyse à distance utilisée en télédétection se fait grâce au rayonnement électromagnétique. Ce rayonnement se propage jusqu'à l'instrument de mesure sous forme d'une onde électromagnétique, porteuse d'informations sur les propriétés physiques de l'objet ou du milieu que l'on tente d'étudier. Une bonne connaissance de la physique du rayonnement devient alors indispensable à l'interprétation des résultats.

2-2-1 Onde électromagnétique et Rayonnement

Le rayonnement électromagnétique est une forme de propagation de l'énergie dans la nature dont la forme qui nous est la plus familière est la lumière visible telle que la perçoit l'œil humain. Tout corps émet un rayonnement électromagnétique sous forme d'une onde, en fonction de sa température et des propriétés de sa surface. Une onde électromagnétique est composée de 2 champs : un champ électrique (E) et un champ magnétique (B) oscillants dans 2 plans perpendiculaires. Cette onde a un caractère ondulatoire et est caractérisée par sa longueur d'onde (λ en mètres) qui est la périodicité spatiale des oscillations, sa fréquence (ν en hertz) qui est le nombre d'oscillations par seconde, et sa période (T en seconde) qui est le temps au bout duquel le champ électrique (ou magnétique) effectue un cycle, à partir d'un instant quelconque.

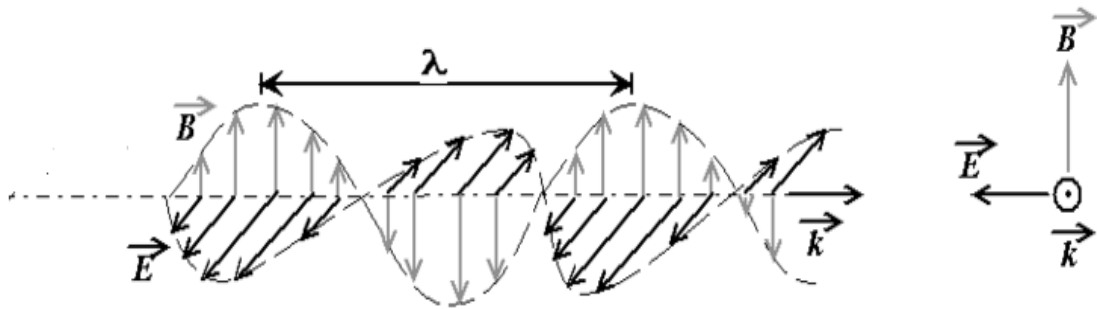


Figure 2.1 : Onde électromagnétique

2-2-2 Le spectre électromagnétique

Le rayonnement électromagnétique, d'origine naturelle ou artificielle, existe pour une gamme très étendue de fréquences ou de longueur d'ondes qui constitue le spectre électromagnétique (voir figure 2-2). Ce spectre est divisé en plusieurs domaines, comme le visible qui caractérise les longueurs d'onde comprises entre 0.3 et $0.78 \mu\text{m}$, ou encore l'infrarouge pour les longueurs d'onde comprise entre $0.8\mu\text{m}$ et $100 \mu\text{m}$. Pour le domaine des hyperfréquences, qui nous intéresse dans cette étude, les longueurs d'onde sont comprises entre 10cm et 1mm , soit en fréquences entre 3 GHz et 300 GHz .

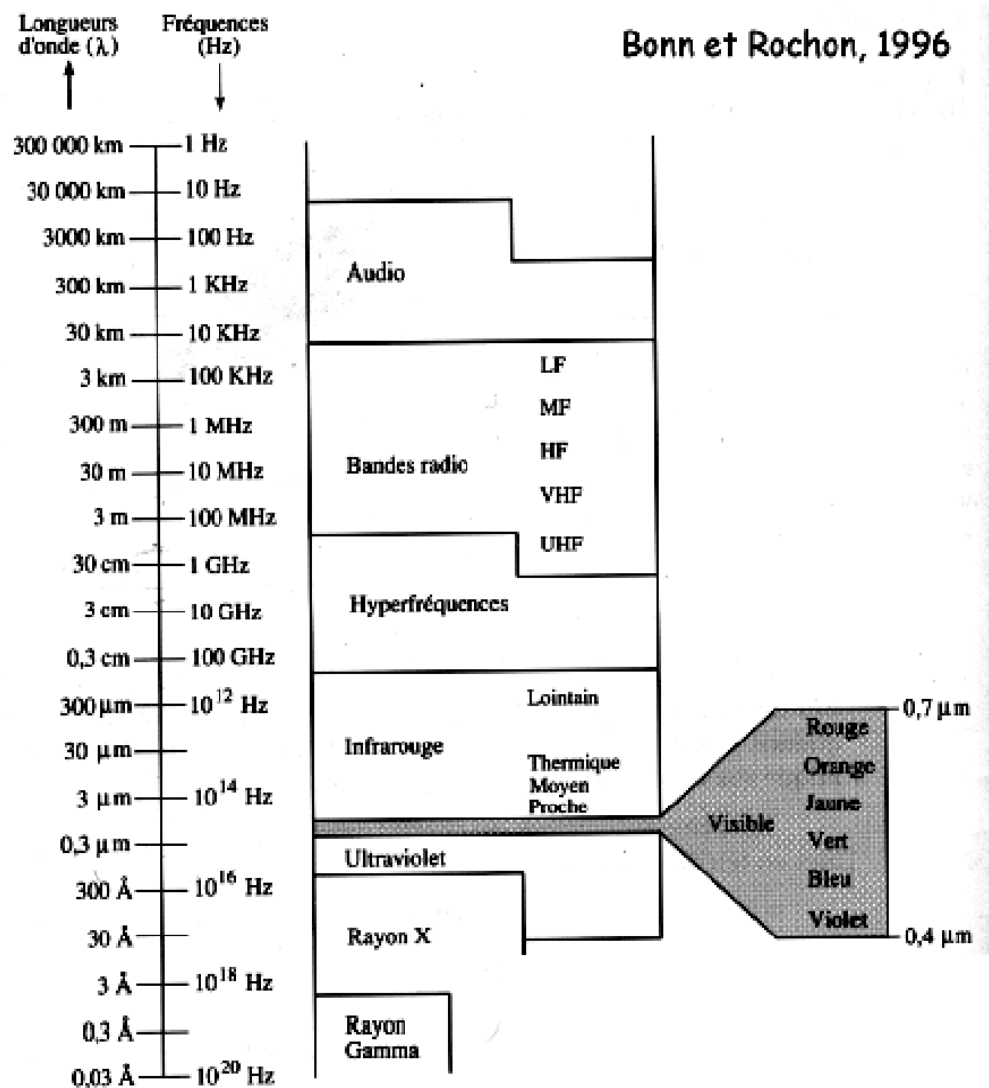


Figure 2.2 : le spectre électromagnétique (source : Bonn et Rochon)

2-2-3 Interaction entre matière et rayonnement

La matière (gazeuse, solide ou liquide) soumise à un rayonnement émis par une source extérieure absorbe une partie de ce rayonnement qui est transformée en chaleur. Le reste est réfléchi ou transmis à travers le corps. Un corps quelconque peut donc être caractérisé par un coefficient d'absorption (α), un coefficient de réflexion (ρ) et un coefficient de transmission (τ), qui expriment la part de l'énergie radiative absorbée, réfléchie ou transmise. Comme l'énergie d'un système physique isolé reste constante au cours de l'évolution de ce système, la somme des trois coefficients est égale à 1 :

$$(2.1) \quad \alpha + \rho + \tau = 1$$

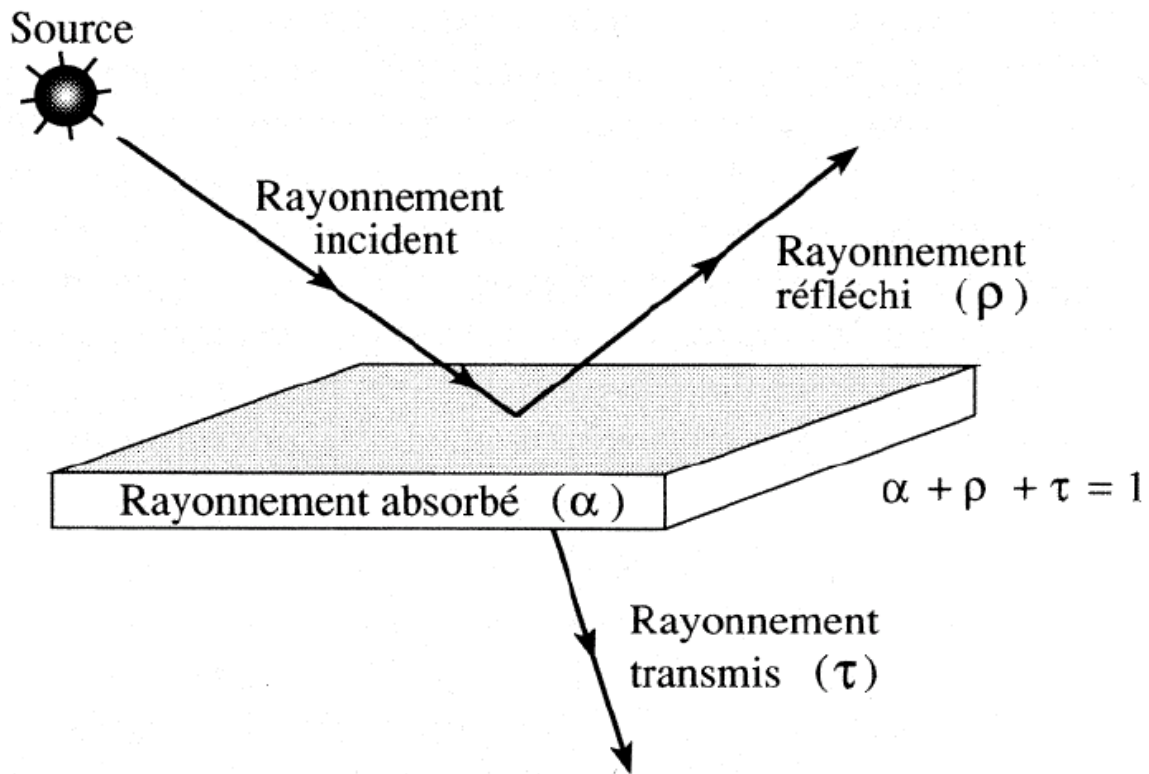


Figure 2.3 : absorption, réflexion et transmission (source : Bonn et Rochon 1992)

Il existe un modèle de corps parfait et théorique, à la fois opaque et non réfléchissant, qui a la propriété d'absorber la totalité des rayonnements qu'il reçoit : il s'agit du corps noir.

$$(2.2) \quad \alpha = 1 \quad \rho = \tau = 0 \quad \text{pour un corps noir}$$

D'autres corps qui réfléchissent totalement l'énergie qu'ils reçoivent ($\alpha = 0$ $\rho = 1$), on les désigne parfois comme « corps blancs ». Les corps naturels sont des corps gris et sont caractérisés par ($0 < \alpha < 1$ et $0 < \rho < 1$, $0 < \tau < 1$)

L'absorption d'un rayonnement par un corps quelconque s'accompagne par une augmentation de son énergie interne. En réponse, ce corps émet à son tour un rayonnement à des longueurs d'onde différentes. On définit alors un coefficient en rapport avec cette émission que l'on nomme émissivité (ϵ). La loi de Kirchhoff nous indique que toute énergie absorbée est ensuite émise, ce qui s'écrit :

$$(2.3) \quad \alpha = \epsilon = 1 - (\rho + \tau)$$

Pour un corps noir le flux énergétique total (à toutes les longueurs d'onde) émis par unité de surface (émittance totale) est une fonction de la température thermodynamique, c'est la loi de Stephan-Boltzman :

$$(2.4) \quad E = \sigma T^4$$

E : émittance (W.m^{-2})

σ : Constante de Stephan-Boltzman, $\sigma = 5.67 \cdot 10^{-8} \text{ W.m}^{-2}$

T : Température absolue (K)

Pour une surface quelconque, la loi devient donc :

$$(2.5) \quad E = \epsilon \sigma T^4$$

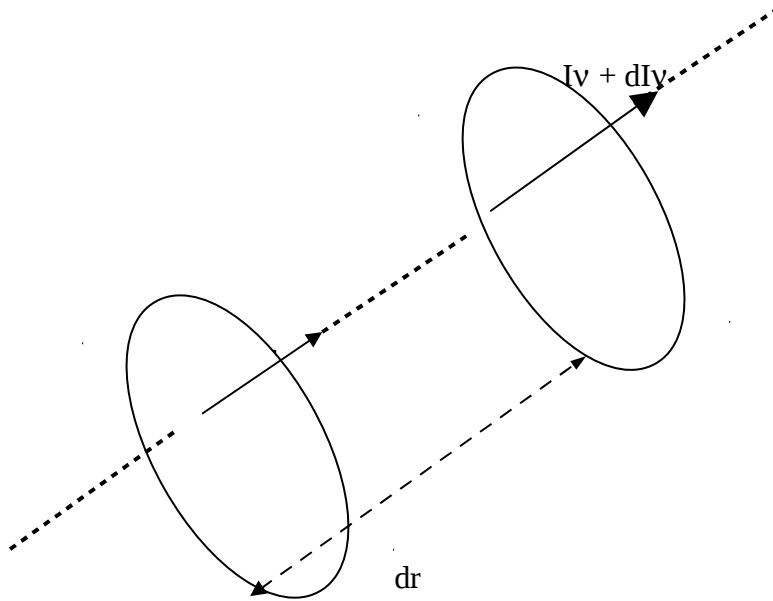
Où ϵ est l'émissivité totale de la surface.

2-2-4 Théorie du transfert radiatif

La forme classique de la théorie du transfert radiatif a été développée par Chandrasekhar (1960). Cette théorie décrit le champ de rayonnement à une fréquence ν , en terme d'intensité de rayonnement I_ν . Comme illustré par la figure 2.4, sa variation en un point A de coordonnée r le long d'une ligne dans la direction de la propagation est obtenue en considérant une source S et un puits du rayonnement dans un élément de volume le long de la ligne. L'équation de transfert s'écrit :

$$(2.6) \quad \frac{dI_\nu}{dr} = -I_\nu \alpha + S$$

où α est le coefficient d'absorption, et S le terme de source. Ces 2 termes décrivent respectivement la perte et le gain de rayonnement dans une direction donnée.



$$dI_v = -I_v \alpha dr + S dr$$

Figure 2.4 Variation de l'intensité du rayonnement sur une épaisseur dr de l'atmosphère.

Le physicien allemand Max Planck établit en 1900 une loi fondamentale qui permet de connaître la répartition (spectres du rayonnement) de l'énergie émise par un corps noir en fonction de la longueur d'onde:

$$(2.7) \quad B_v(T) = \frac{2h\nu^3}{c^2} \frac{1}{e^{h\nu/kT} - 1}$$

$B_v(T)$: luminance spectrale du corps noir $W.m^{-2}.Hz^{-1}$

ν : Fréquence en Hertz

T : température en Kelvin

h : constante de Planck, $6.61 \cdot 10^{-34} J.K^{-1}$

c : vitesse de la lumière, $299\,792\,458\,m/s$

k : constante de Boltzmann, $1.38 \cdot 10^{-23} J.K^{-1}$

2-2-5 Le domaine particulier des hyperfréquences

Dans cette étude, nous utilisons les fréquences en ν appartenant aux domaines des hyperfréquences, ce qui implique que la quantité $h\nu \ll kT$, on utilise alors l'approximation de Rayleigh-Jeans :

$$(2.8) \quad e^{h\nu/kT} \approx 1 + h\nu/kT$$

L'équation (2.7) devient alors :

$$(2.9) \quad B_\nu(T) \approx \frac{2\nu^2 kT}{c^2} = \frac{2kT}{\lambda^2}$$

où λ est la longueur d'onde

L'approximation de Rayleigh Jeans permet de définir la température de brillance T_b d'un corps comme étant la température à laquelle il faut porter un corps noir pour qu'il rayonne la même intensité :

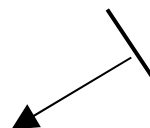
$$(2.10) \quad B_\nu(T) = I_\nu = \frac{2kT_b}{\lambda^2}$$

L'intégration de (2.6) permet d'obtenir la relation suivante :

$$(2.11) \quad I_\nu(0) = I_\nu(r_0)e^{-\tau(r_0)} + \int_0^{r_0} S(r)e^{-\tau(r)} dr$$

Où τ est l'épaisseur optique et est définie par :

$$(2.12) \quad \tau(r) = \int_0^r \alpha(r') dr'$$



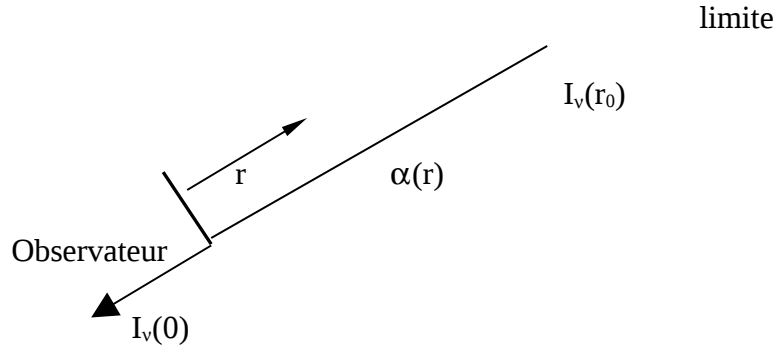


Figure 2.5 représentation géométrique d'une mesure en télédétection atmosphérique

S, le terme de source a pour expression : (2.13) $S = \alpha B_v(T)$

L'équation (2.11) s'écrit alors :

$$(2.14) \quad I_v(0) = I_v(r_0)e^{-\tau(r_0)} + \int_0^{r_0} B_v(T)e^{-\tau(r)} \alpha dr$$

En remplaçant I_v par son expression en fonction de T_b , (2.14) s'écrit :

$$(2.15) \quad T_b(v) = T_{b0}(v)e^{-\tau(r_0)} + \int_0^{r_0} \frac{T(r)}{\mathfrak{R}(v, T(r))} e^{-\tau(r)} \alpha dr$$

Où T_{b0} est issu d'une condition générale à la limite et s'écrit :

$$(2.16) \quad T_{b0} = \frac{\mathcal{K}}{2k} I_v(r_0)$$

Le facteur \mathfrak{R} a comme expression :

$$\mathfrak{R}(v, T) \equiv \frac{2kT}{\lambda^2} \frac{1}{B_v(T)} = \frac{kT}{h\nu} (e^{h\nu/kT} - 1)$$

En mettant (2.10) dans (2.7) $\mathfrak{R}(v, T)$ apparaît comme étant le rapport entre la température physique (T) et la température de brillance T_b :

$$(2.17) \quad \mathfrak{R}(v, T) = \frac{T}{T_b}$$

L'approximation de Rayleigh Jeans est incorporée dans (2.15) en posant $\mathfrak{R}=1$, on obtient alors la forme de l'équation de transfert radiatif habituellement utilisée en télédétection hyperfréquence :

$$(2.18) \quad T_b(v) = T_{b0}(v)e^{-\tau(r_0)} + \int_0^{r_0} T(r)e^{-\tau(r)} \alpha dr$$

Si on appelle θ l'angle zénithal du satellite à la surface de la terre, z la distance verticale normale à la surface de la terre, alors r peut être approché à la valeur $z \cos\theta$.

L'équation 2.18 peut alors être écrite :

$$(2.19) \quad T_b(v) = T_{b0}(v)e^{-\tau(v,0)\cos\theta} + T_u(v,\theta)$$

Avec

T_u : rayonnement ascendant à partir de la surface ($z=0$) jusqu'à l'altitude H du satellite

$$(2.20) \quad T_u(v,\theta) = \sec\theta \int_0^H T(z) \alpha(v, z) e^{-\tau \sec\theta} dz$$

τ : L'opacité

$$(2.21) \quad \tau = \tau(v, z) = \tau(z) = \int_z^H \alpha(v, z') dz'$$

$\alpha(v, z)$: coefficient d'absorption

$e^{-\tau}$: fonction de transmittance atmosphérique

T_{b0} est la somme de deux composantes : rayonnement émis par la surface (T_e) et rayonnement réfléchi par la surface vers le satellite (T_r). L'équation (2.19) s'écrit alors :

$$(2.22) \quad T_b(v,\theta) = T_u(v,\theta) + T_e(v,\theta) e^{-\tau \sec\theta} + T_r(v,\theta) e^{-\tau \sec\theta}$$

Le rayonnement mesuré à partir du satellite par le radiomètre est dû à l'atmosphère et à la surface. Le capteur reçoit

- le rayonnement ascendant émis par la surface de l'océan et atténué par l'atmosphère
- le rayonnement émis par l'atmosphère vers le haut
- le rayonnement émis par l'atmosphère vers le bas et réfléchi par la surface vers le haut.

Il est difficile d'étudier de manière analytique les rayonnements émis et réfléchi à cause des diffusions multiples dues à la rugosité et à l'hétérogénéité au niveau de la surface. De plus les variations de températures rendent l'analyse encore plus compliquée, car elles rendent difficiles la tâche d'obtenir une équation générale pour les rayonnements émis et réfléchi.

Dans la suite, nous nous plaçons dans la situation la plus simple : on considère la surface lisse, homogène et isotherme.

Pour une telle surface, vue sous un angle θ , le rayonnement émis dépend uniquement du produit entre la température de surface T_s et l'émissivité de surface ϵ_s . d'où :

$$(2.23) \quad T_e = \epsilon_s(\nu, \theta) T_s$$

Le rayonnement réfléchi à partir de cette surface, contient uniquement le rayonnement descendant T_d dans la direction spéculaire θ , où le coefficient de réflexion est de la forme

$1 - \epsilon_s(\nu, \theta)$. Par conséquent on a :

$$(2.24) \quad T_r = [1 - \epsilon_s(\nu, \theta)] T_d(\nu, \theta)$$

La relation (2.22) devient alors

$$(2.25) \quad T_b(\nu, \theta) = T_u(\nu, \theta) + [\epsilon_s T_s + (1 - \epsilon_s) T_d(\nu, \theta)] e^{-\tau \sec \theta}$$

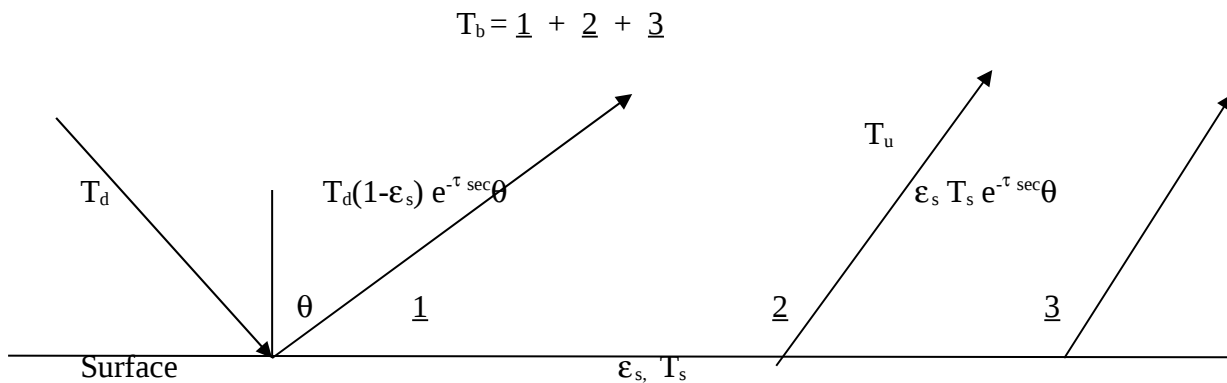


Figure 2.6 Température de brillance résultant des radiations atmosphériques ascendantes (T_u) et descendante (T_d), et de l'émission par la surface ($\epsilon_s T_s$) et de la radiation réfléchie par la surface ($T_d(1-\epsilon_s)$).

L'équation 2.25 peut être simplifiée pour les opacités (τ) très élevées. Ainsi près des raies d'absorption de l'oxygène vers 60 GHz et 120GHz (figure 2.9), l'expression $e^{-\tau \sec \theta}$ tend vers zéro. L'équation 2.25 devient alors :

$$(2.26) \quad T_b(\nu, \theta) = T_u(\nu, \theta) = \sec \theta \int_0^H T(z) \alpha(\nu, z) e^{-\tau \sec \theta} dz$$

L'expression $\alpha(\nu, z) e^{-\tau \sec \theta}$ est appelée **fonction de poids** en température.

Le radiomètre embarqué dans le satellite mesure le rayonnement sous forme de température de brillance totale. Celle-ci contient ainsi les contributions de la surface et de toutes les couches de l'atmosphère. La fonction de poids mesure la contribution de toutes ces couches de l'atmosphère et de la surface sur la mesure faite par le satellite. Elle permet ainsi de connaître les altitudes où les observations faites par le satellite sont plus (ou moins) sensibles aux couches atmosphériques, pour une fréquence donnée. Elle dépend de l'altitude z , de l'angle de visée du satellite, et varie d'une fréquence à une autre à cause de la présence ou non de raies d'absorption dues aux molécules atmosphériques.

2.3 Les Radiomètres hyperfréquences AMSU (Advanced Microwave Sounding Unit)

Il existe deux types de radiomètres AMSU: AMSU-A ET AMSU-B (Cf. NOAA KLM User's Guide: <http://www.ncdc.noaa.gov/oa/pod-guide/ncdc/docs/klm/index.htm>). Ces instruments sont embarqués dans les satellites NOAA 15 (K), 16 (L) et 17 (M), et Metop-A (pour AMSU-A). Les satellites de la NOAA évoluent sur une orbite polaire héliosynchrone à une altitude de 850 Km, avec une période de révolution de 1h42mn, ce qui correspond en moyenne à 14 orbites par jour. Le premier vol de ces instruments a eu lieu en mai 1998 à bord de NOAA 15. La fauchée observée par le satellite a une largeur de 2 340 Km environ, ce qui correspond à une couverture de 33 % du globe en 24 heures, et une couverture complète en 3 jours.

Le radiomètre AMSU-A comporte 15 canaux de fréquences (voir tableau 2.1) dans deux unités séparées : A1 et A2. AMSU-A2 a son propre système d'antenne et comporte les canaux 1 et 2 à 23.8 GHz et 31.4 GHz respectivement. AMSU-A1 comprend 2 systèmes d'antenne A1-1 et A1-2, et comporte les canaux 3-14 qui vont de 50.3 à 57.29 GHz et le canal 15 à 89 GHz. Chaque système d'antenne de AMSU-A possède un IFOV (Instantaneous Field Of View, correspond à la taille d'un pixel) identique pour tous les canaux et correspondant à une ouverture de 3.3 degrés, et fait un balayage de -48 degrés à + 48 degrés par rapport au nadir (point de la surface terrestre situé sur la verticale en dessous du satellite), correspondant à 30 IFOV par ligne de balayage. Les mesures de ces 30 IFOV se font chaque 8 secondes. Le radiomètre AMSU-A a été conçu pour sonder la température atmosphérique de la surface jusque vers 43 Km, et sa résolution tourne autour de 48 Km au nadir.

AMSU-B a été créé pour le sondage de l'humidité et comporte 5 canaux de fréquences (voir tableau 2.2), dont 2 canaux centrés à 89 GHz et 150 GHz, et les trois autres centrés autour de 183.31GHz autour de la raie d'absorption de la vapeur d'eau,

respectivement à 183.31 ± 1 , ± 3 , ± 7 GHz, respectivement. AMSU-B a un IFOV de 1.1 degré et mesure chaque 8/3 de secondes 90 IFOV, avec une résolution est de 16 Km au nadir.

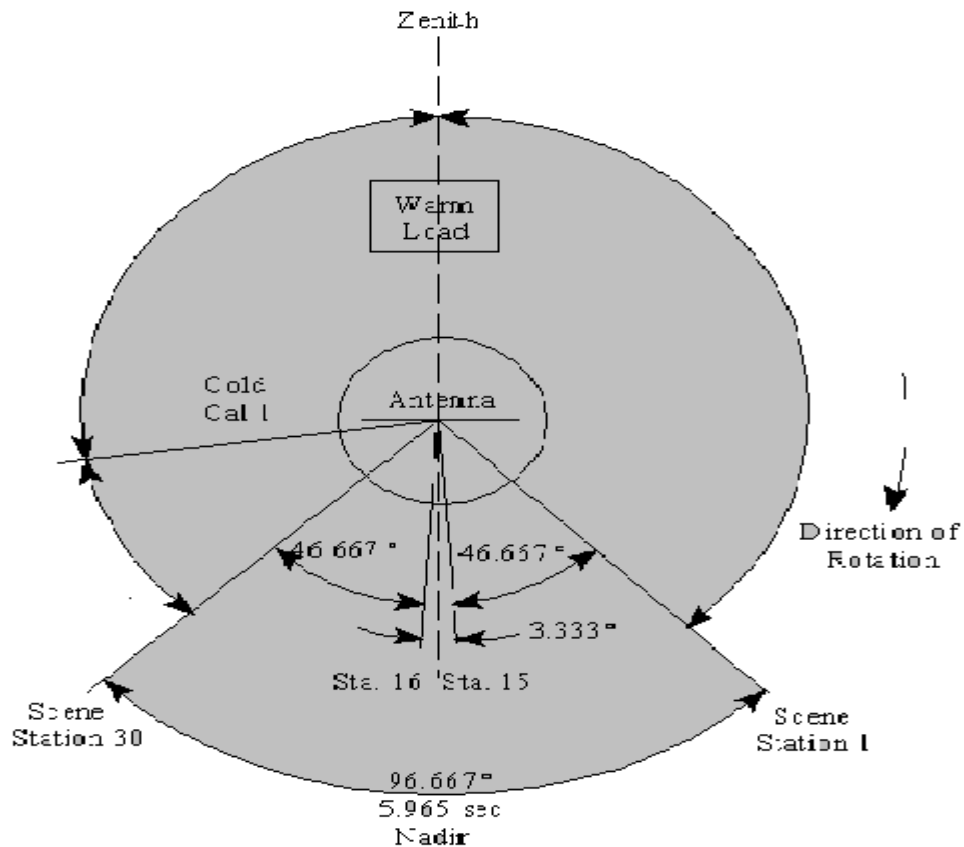


Figure 2.7 caractéristiques du balayage de AMSU-A (source : NOAA)

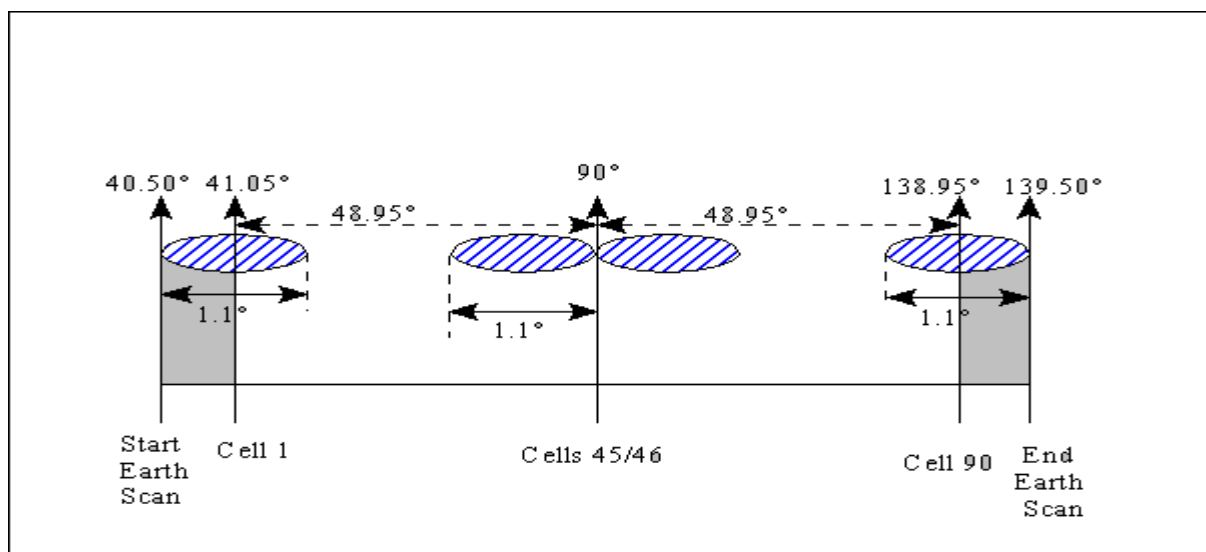


Figure 2.8 Balayage de AMSU-B (source : NOAA)

canal	Fréquence centrale (GHz)	Résolution au nadir (km)
AMSU-A2		
1	23.8	48
2	31.4	48
AMSU-A1		
3	50.3	48
4	52.8	48
5	53.596 ± 0.115	48
6	54.4	48
7	54.94	48
8	55.5	48
9	$57.290344 (=F)$	48
10	$F \pm 0.217$	48
11	$F \pm 0.3222 \pm 0.048$	48
12	$F \pm 0.3222 \pm 0.022$	48
13	$F \pm 0.3222 \pm 0.010$	48
14	$F \pm 0.3222 \pm 0.0045$	48
15	89	48

Tableau 2.1 caractéristiques des canaux de AMSU-A

canal	Fréquence centrale (GHz)	Résolution au nadir (km)
16	89	16
17	150.0	16
18	183.31 ± 1	16
19	183.31 ± 3	16
20	183.31 ± 7	16

Tableau 2.2 caractéristiques des canaux de AMSU-B

2-3-1 Caractéristiques physiques des canaux de fréquences des radiomètres AMSU

Les radiomètres AMSU mesurent les rayonnements hyperfréquences émis par la terre, l'océan et l'atmosphère, dans des fréquences différentes. Ces rayonnements sont convertis en température de brillance qui est obtenue en multipliant la température réelle du corps (océan, atmosphère, terre) dont il s'agit par son émissivité (ϵ), avec $0 < \epsilon < 1$. Cette émissivité qui représente la capacité d'un corps à émettre des rayonnements, diffère d'un corps à un autre, et d'une fréquence à une autre. Dans le domaine des hyperfréquences, l'émissivité des océans est à peu près égale à 0.5 tandis que celle des continents est plus élevée et est comprise entre 0.9 et 1.

Les mesures hyperfréquences faites à des fréquences inférieures à 20 GHz présentent l'intérêt d'avoir des longueurs d'onde très importantes par rapport à la taille des gouttes d'eau dans l'atmosphère, et suffisamment grandes pour traverser l'atmosphère et atteindre la surface (Smith and Mugnai 1989). Elles sont par conséquent peu gênées par les nuages contrairement aux mesures infrarouges. Par contre pour les fréquences supérieures à 40 GHz, l'effet de l'eau liquide dans l'atmosphère se fait fortement ressentir dans les mesures (Gérard et al. 1996).

L'atmosphère est composée de gaz (O_2 , H_2O , N_2 , ...) qui peuvent avoir des influences sur les mesures faites par le radiomètre. La figure 2.9 montre l'opacité due à l'oxygène (O_2) et à la vapeur d'eau (H_2O) en fonction des fréquences micro ondes. A 23.8 GHz, qui correspond au canal 1 de AMSU-A, nous avons une faible raie d'absorption par la vapeur d'eau. Autour de 89 GHz qui correspond au canal 15 de AMSU-A et au canal 16 de AMSU-B, on remarque l'existence de fenêtres atmosphériques (c'est-à-dire un domaine de fréquences où l'absorption par l'atmosphère est minimale). Ces fenêtres facilitent « l'accès à la surface » et permettent ainsi d'étudier ses variables. On observe d'autre part des raies d'absorption à 22 GHz et autour de 183 GHz (AMSU-B), dues à la vapeur d'eau. Ces raies d'absorption permettent l'étude des

variables de l'atmosphère. Nous remarquons aussi de fortes raies d'absorption de l'oxygène autour de 50 GHz et vers 120 GHz qui sont propices pour déterminer le profil de la température.

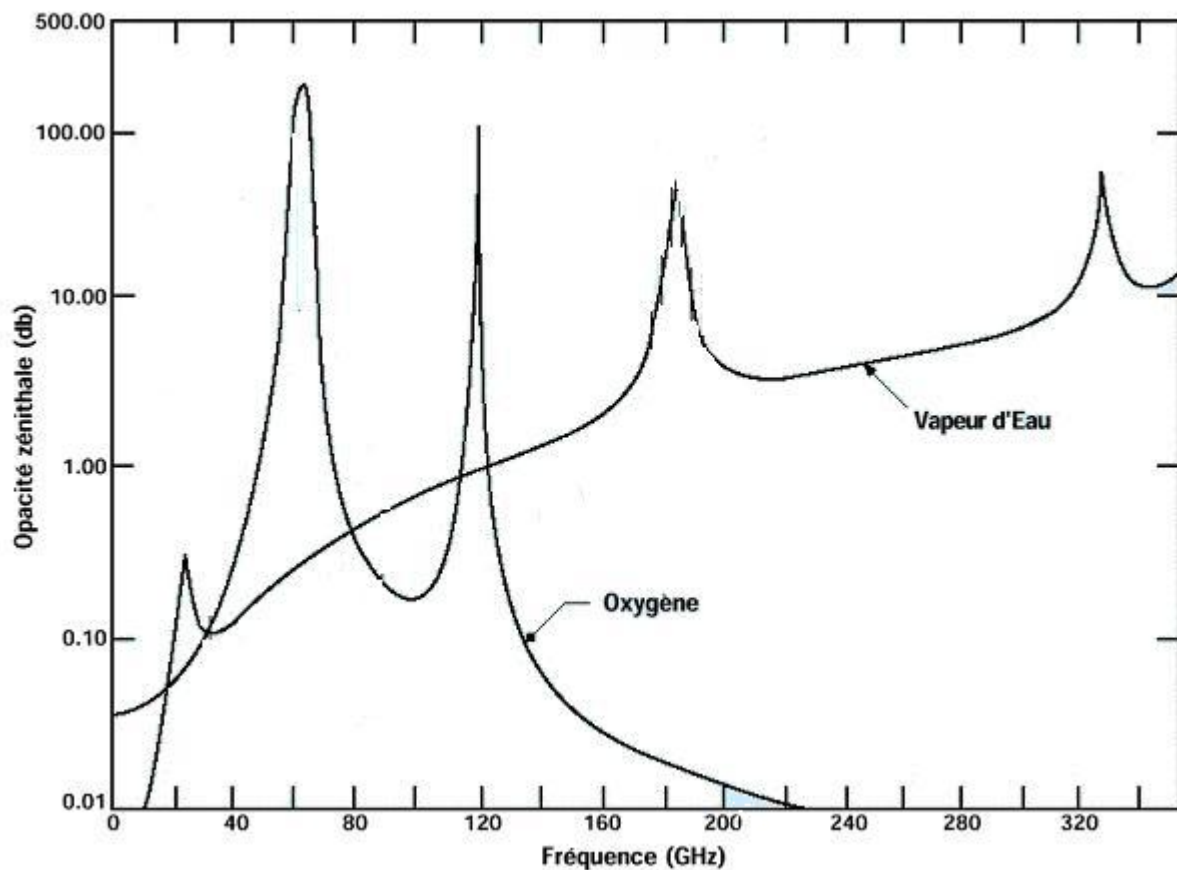


Figure 2.9 Région du spectre électromagnétique utilisée par AMSU (source: NOAA/NESDIS)

2-3-2 Les fonctions de poids AMSU

Comme le montrent les figures 2.10 à 2.12, la fonction de poids croît jusqu'à une certaine altitude correspondant à la couche la plus sensible (couche dont la contribution sur la mesure faite par le satellite est plus importante), puis commence à décroître à mesure que l'altitude augmente. La figure 2.10 montre la fonction de poids pour chaque fréquence de l'instrument AMSU-A1, au nadir lorsque le ciel est clair. Nous remarquons que pour les mesures faites dans le canal 15 (C15, 89GHz), nous avons une forte contribution de la surface. Les sensibilités maximales pour les observations faites dans les canaux 11, 12, 13 et 14 pointent entre 40 et 60 Km d'altitude. La figure 2.11 présente les fonctions de poids pour les canaux de fréquences C1 (23.8GHz) et C2 (31.4GHz) de l'instrument AMSU-A2, au nadir, en ciel clair et en présence d'eau liquide nuageuse. Ce dernier point explique le fait que les maximums des fonctions de poids se retrouvent vers la surface. Cette présence de l'eau liquide nuageuse influe peu sur la mesure faite par le satellite car la taille des gouttes d'eau étant négligeable devant la longueur d'onde, le rayonnement traverse facilement l'atmosphère

(Smith and Mugnai 1989). Il faut également rappeler que dans les régions des raies spectrales de vapeur d'eau, les canaux peuvent cependant saturer. La figure 2.12 montre que le maximum de la fonction de poids des 3 canaux de AMSU-B autour de 183 GHz, sont entre 2 et 8 Km. Par conséquent, en conditions de ciel humide et nuageux, ils sont peu sensibles à la surface, à cause sans doute de la présence de la vapeur d'eau dans l'atmosphère. Par contre pour les canaux C16 (89GHz) et C17 (150GHz), le maximum des fonctions de poids se trouve près de la surface.

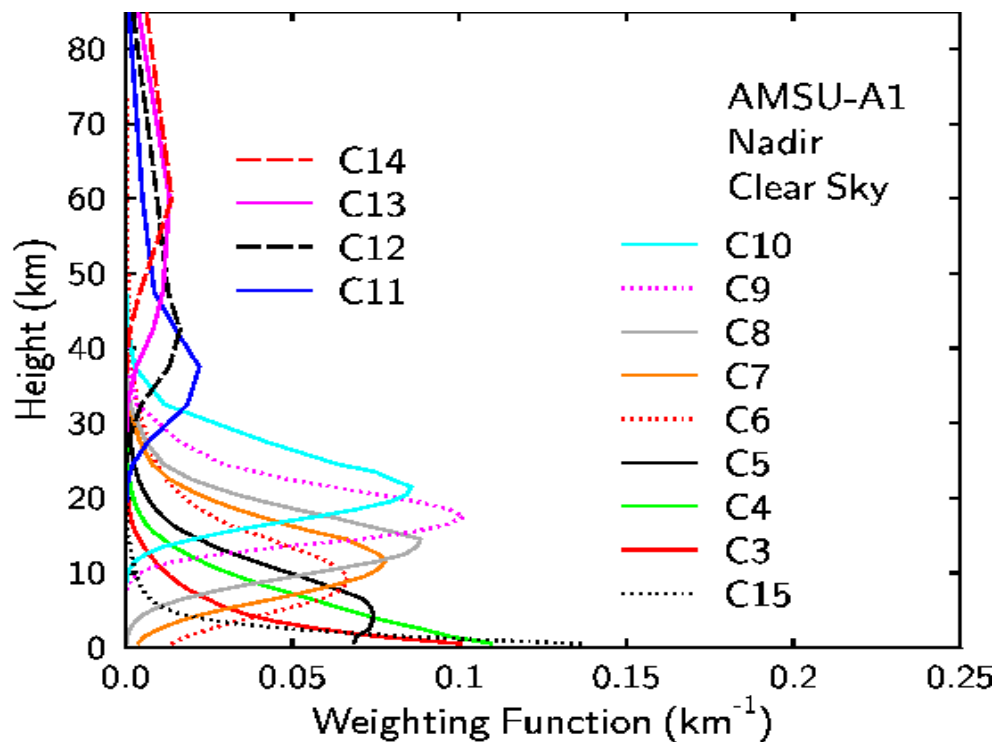


Figure 2.10 Fonction de poids au nadir au niveau des canaux de AMSU-A1 (source : CIRA

)

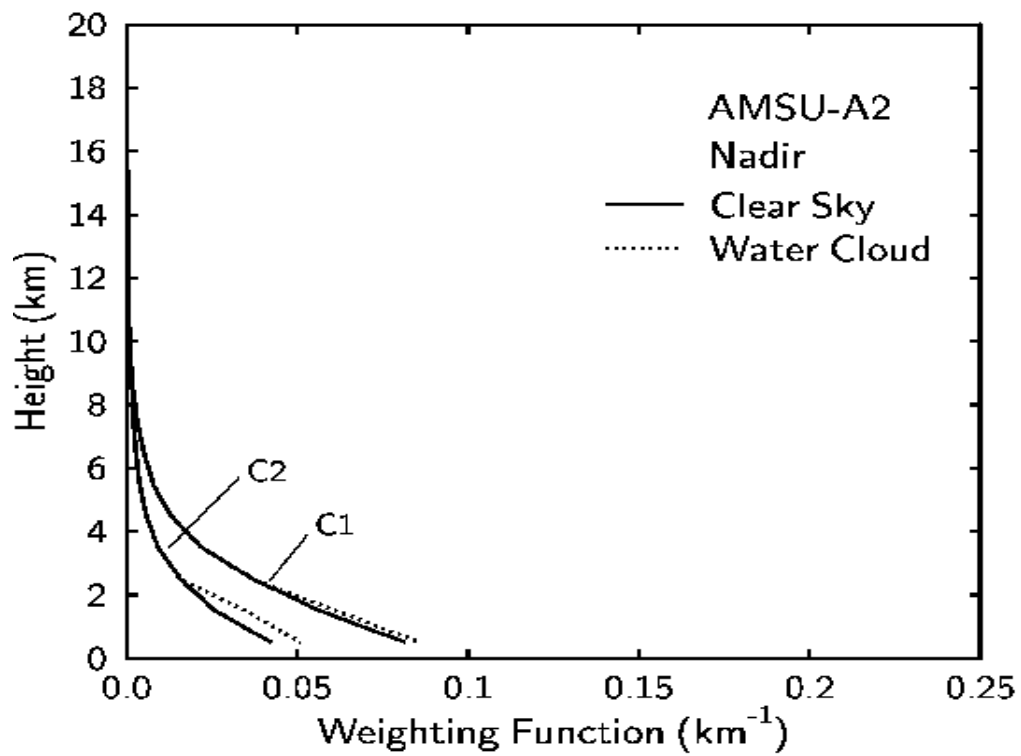


Figure 2.11 Fonction de poids au nadir au niveau des canaux de AMSU-A2 (source : CIRA

)

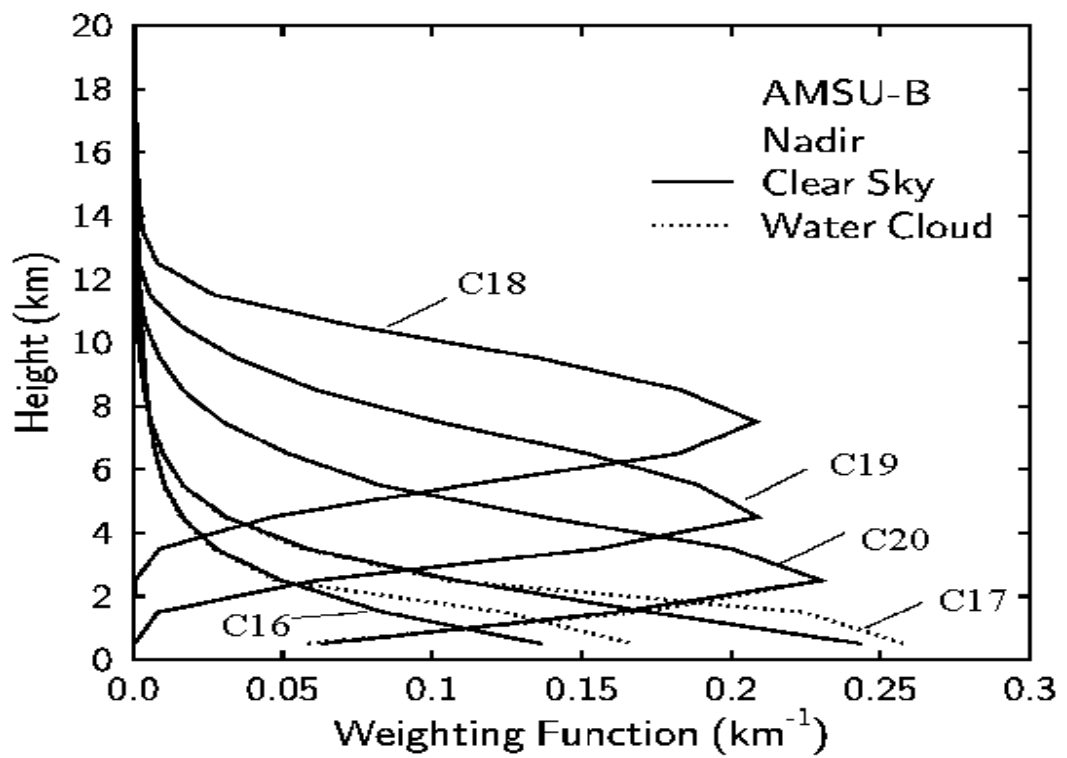


Figure 2.12 Fonction de poids au nadir au niveau des canaux de AMSU-B (source : CIRA)

2-3-3 Acquisition et prétraitement des données AMSU à l'aide du logiciel AAPP

(ATOVS and AVHRR Preprocessing Package)

Les fichiers de données AMSU sont disponibles sur le site internet de la NOAA Satellite and Information Service (<http://www.nsof.class.noaa.gov>), pour l'ensemble du globe. Dans cette étude nous utilisons les observations faites à bord de NOAA-16 et NOAA-17. Ces fichiers sont de niveau L1b c'est-à-dire qu'ils contiennent les comptes numériques instrumentaux, les informations d'étalonnage (coefficients) et de navigation (position surface terrestre, visée, éclairage). Nous avons en moyenne 14 fichiers AMSU-A et 14 fichiers AMSU-B, par jour, correspondant ainsi aux 14 orbites journalières du satellite. Nous utilisons le logiciel de prétraitements AAPP réalisé sur une initiative d'EUMETSAT et mis à disposition de la communauté des utilisateurs de données ATOVS, pour transformer le niveau L1b en niveau L1c, qui correspond à une transformation des comptes numériques en températures de brillance. Le tableau 2.3 montre les différentes étapes de traitement par AAPP. Nous disposons ainsi de tous les fichiers pour toute l'année 2004 et toute l'année 2006.

Différentes étapes	Niveau de référence
Séparation des données de chaque instrument	L1a
Localisation (position, angles de visée) sur la terre et calibration (coefficients d'étalonnage)	L1b
Localisation sur la terre et conversion des données en températures de brillance (TB)	L1c
Projection et filtrage des données	L1d

Tableau 2.3 Chaîne de traitement AAPP

2.4 Le radiomètre SSMI :

Le premier radiomètre SSMI (Special Sensor Microwave / Imager) a été lancé en juin 1987 à bord du satellite F-8 du DMSP (Defense Meteorological Satellite Program). SSMI comprend

7 canaux à 4 fréquences : 19.35, 22.235, 37.0, 85.5 GHz, et mesure la température de brillance de l'atmosphère, de l'océan et de la terre. Ces mesures sont faites en polarisations verticales et horizontales sauf pour le canal 22.235 GHz qui est mesuré uniquement en polarisation verticale. Le satellite évolue sur une orbite quasi-polaire à une altitude de 833 Km environ, avec une inclinaison de 98.8 degrés, et une période de 102.0 minutes, ce qui est équivalent en moyenne à 14 orbites par jour, comme c'est le cas pour AMSU. La fauchée de SSMI est de 1394 Km, correspondant à un balayage de 102.4 degrés. La résolution de SSMI varie en fonction de la fréquence. SSMI couvre l'ensemble de la terre en 3 jours en moyenne. Les données sont disponibles sur le web du NSIDC (National Snow and Ice Data Centers, <http://www.nsidc.org/data/>)

Canal	Fréquence (GHz)	Résolution (km)
19 V	19.35	70×45
19 H	19.35	70×45
22 V	22.235	60×40
37 V	37.0	38×30
37 H	37.0	38×30
85 V	85.5	16×14
85 H	85.5	16×14

Tableau 2.4 caractéristiques des canaux de SSMI (V : polarisation verticale, H : polarisation horizontale)

2.5 Description du radiomètre TMI :

Le radiomètre TMI (TRMM Microwave Imager) embarqué à bord du satellite TRMM (Tropical Rainfall Measuring Mission) lancé en novembre 1997, effectue des observations à une altitude de 350-450 Km, dans 9 canaux à 5 fréquences : 10.7, 19.35, 21.3, 37.0, 85.5 GHz. Il a une conception semblable à SSMI mais dispose d'une paire supplémentaire de canaux qui opèrent à 10.7GHz et qui servent surtout à la restitution de la température de la surface de la mer (sst) même en présence de nuages. En plus de la restitution de la sst, les différents canaux favorisent la restitution de la vapeur d'eau atmosphérique, de l'eau liquide

nuageuse, de la vitesse du vent. Les algorithmes utilisés pour restituer ces paramètres sont ceux utilisés avec SSMI, mais des ajustements appropriés ont été effectués pour tenir compte des petites différences en GHz entre les canaux des 2 instruments et du fait que la vapeur d'eau issue de TMI est mesurée à 21 GHz pour éviter la saturation sur l'orbite tropicale de TRMM, plutôt que 22.235 GHz pour SSMI. De petites modifications ont été apportées dans les températures d'antenne de TMI dans le but de les intercalibrer avec les séries d'instruments SSMI. TMI fait des mesures entre 40°N et 40°S avec une fauchée est d'environ 750 Km.

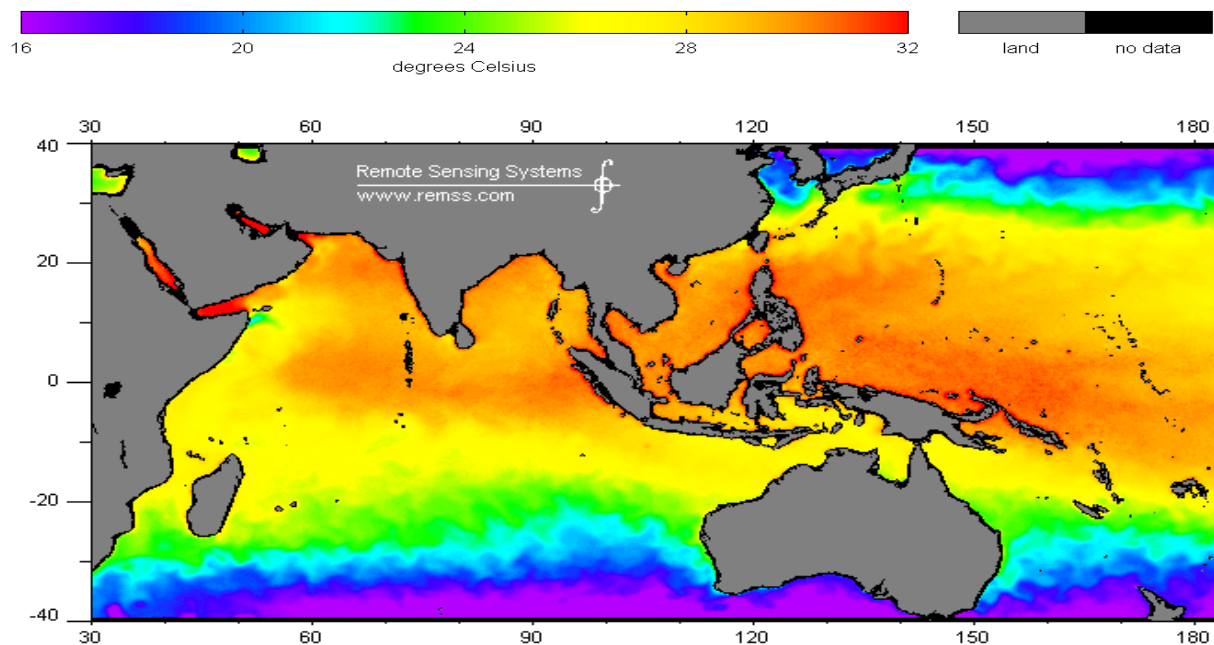


Figure 2.13 moyenne mensuelle (juin 2006) de la température de surface de la mer en degré Celsius issue de TMI

2- 6 Conclusion du chapitre 2

Nous avons dans ce chapitre décrit quelques principes de la télédétection, notamment dans le domaine des hyperfréquences, qui sont fondamentaux pour la compréhension de cette étude. La radiométrie hyperfréquence représente un outil sans précédent car elle est, par rapport aux observations infrarouges, moins perturbée par les nuages dans les basses fréquences (Prigent et al., 1997). De ce fait, elle peut être utilisée pour l'étude physique de l'atmosphère et surtout

de la surface. Nous avons présenté les instruments de mesures utilisés dans ce travail, à savoir les radiomètres AMSU, TMI et SSMI. Ces instruments mesurent des températures de Brillance. L'instrument AMSU est jusque là peu exploité pour l'estimation des variables au niveau de l'océan. Dans la suite de notre étude, nous montrerons le potentiel de cet instrument pour la restitution de l'humidité spécifique sur l'océan. Nous établirons un algorithme de restitution (appelé aussi algorithme d'inversion) de l'humidité, c'est-à-dire une relation mathématique entre température de brillance et humidité de surface. Le développement de cet algorithme se fera avec l'utilisation d'observations in situ que nous présenterons dans le chapitre suivant.

CHAPITRE 3

LES MESURES IN SITU ET LES DONNEES D'ANALYSES ET DE REANALYSES

3-1- INTRODUCTION

Les données in situ ont une importance fondamentale en algorithmie spatiale. Elles permettent de valider l'algorithme trouvé à partir des observations faites par les satellites. Mais le problème qui se pose toujours est le manque de données in situ pour l'étude des caractéristiques physiques du milieu. Ce problème est encore plus récurrent quand il s'agit de mesures sur l'océan. En effet, ces mesures sont faites par des bouées (ancrées ou dérivantes) en nombre limité, et qui ne recouvrent pas toute la surface de l'océan. De plus, les conditions dans lesquelles ces mesures sont faites sont difficiles, car les bouées sont sans surveillance dans l'océan pendant des périodes parfois de douze mois, ce qui peut affecter les mesures (dérive d'instruments, casse, abordage ou piratage des bouées). Les mesures in situ sont aussi faites sur les navires océanographiques à l'occasion de campagnes de mesures qui durent parfois plusieurs mois dans des zones ciblées. Elles sont plus précises que les données des mouillages météorologiques, et à ce titre elles en sont un complément très utile. Toutefois, la validation des algorithmes spatiaux s'accommode mieux des données ponctuelles mais réparties sur une échelle de temps large, comme c'est le cas avec les mouillages. Dans ce chapitre nous présentons les données de surface utilisées dans cette étude. Il s'agit des mesures faites par les bouées TAO (Tropical Atmosphere Ocean Array) et PIRATA (Pilot Research moored Array in the Tropical Atlantic), mais aussi à bord du navire océanographique ATALANTE lors de la campagne EGEE-3 (Etude de la Circulation Océanique dans le Golfe de Guinée). Nous présentons aussi les Analyses de Centre Européen (ECMWF) et les réanalyses du NCEP (National Centers for Environmental Prediction) que nous utiliserons dans la suite de notre étude en les comparant aux sorties de notre algorithme de restitution.

3.2 Mesures in situ des bouées PIRATA et TAO

PIRATA (Servain, et al. 1998) est un réseau d'observations in situ mis en place dans l'Atlantique tropical, et qui permet de suivre l'évolution des conditions météo-océaniques dans cette zone. TAO (Mangum et al., 1998) est un dispositif similaire installé dans le Pacifique et qui est destiné à suivre les phénomènes climatiques de grande échelle de type El Niño.

Les données sont transmises par satellite (grâce au système Argos qui est système mondial de localisation et de collecte de données) quotidiennement, ce qui rend ces systèmes d'observations opérationnels. Ces données rentrent dans le Système Mondial de Télécommunications (SMT) utilisé par les centres météorologiques du monde pour la prévision du temps.

TAO et PIRATA sont constitués d'un ensemble de bouées ATLAS « Autonomous Temperature Line Acquisition System » ancrées au fond.

Les sites des bouées ne sont pas choisis par hasard. Ils sont choisis dans des régions océaniques stratégiques reconnues pour leur importance vis-à-vis de la variabilité du climat global et régional. Sur ces bouées sont installés des capteurs permettant de mesurer les principales variables climatiques (Tableau 3.1) conditionnant les transferts énergétiques à l'interface air-mer : vitesse et direction du vent, température et humidité de l'air, rayonnement solaire, précipitation, température de surface de la mer. Les contenus thermique et halin des couches supérieures océaniques, soit de la surface jusqu'à 500 m de profondeur, d'une grande importance pour les fluctuations lentes de l'évolution du climat, sont eux aussi mesurés et transmis en temps réel. Chaque bouée a une autonomie énergétique nominale de 12 mois. La maintenance électronique et mécanique du réseau PIRATA nécessite une maintenance au minimum annuelle équivalente à un investissement temps-bateau de près de 90 jours/an pour l'ensemble du réseau PIRATA.

Dans cette étude, nous utilisons les variables d'humidité relative et de température de l'air, à 3 m, mesurées par les bouées, pour calculer l'humidité spécifique in situ. Les figures 3.3 et 3.4 montrent les positions des bouées TAO et PIRATA sur l'océan ; la figure 3.2 montre une image d'une bouée avec des capteurs au-dessus. Les bouées TAO/PIRATA effectuent des mesures toutes les 10 minutes, ce qui permet de faire des études à l'échelle instantanée. Dans notre travail, nous disposons de toutes les mesures d'humidité TAO/PIRATA de l'année 2004 à l'échelle instantanée afin de tenir compte de toutes les situations possibles pour faire notre algorithme de restitution. Pour valider au maximum notre algorithme nous utilisons toutes les mesures TAO/PIRATA de l'année 2006.

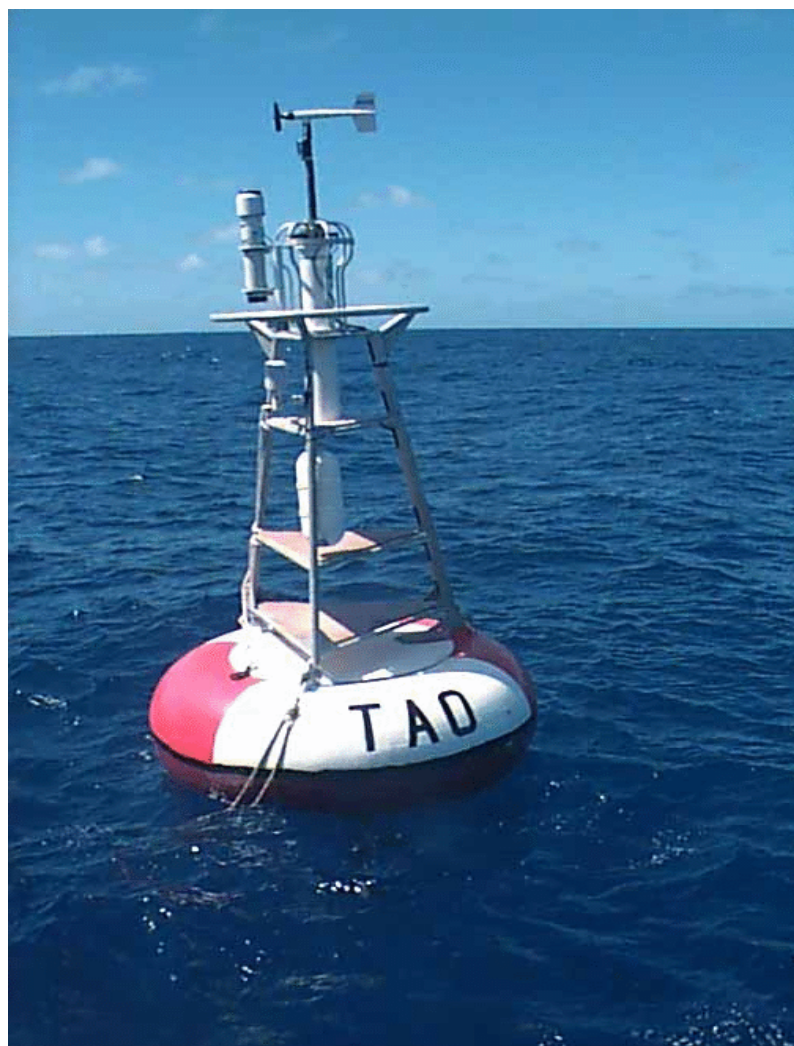


Figure 3.1. Une bouée TAO

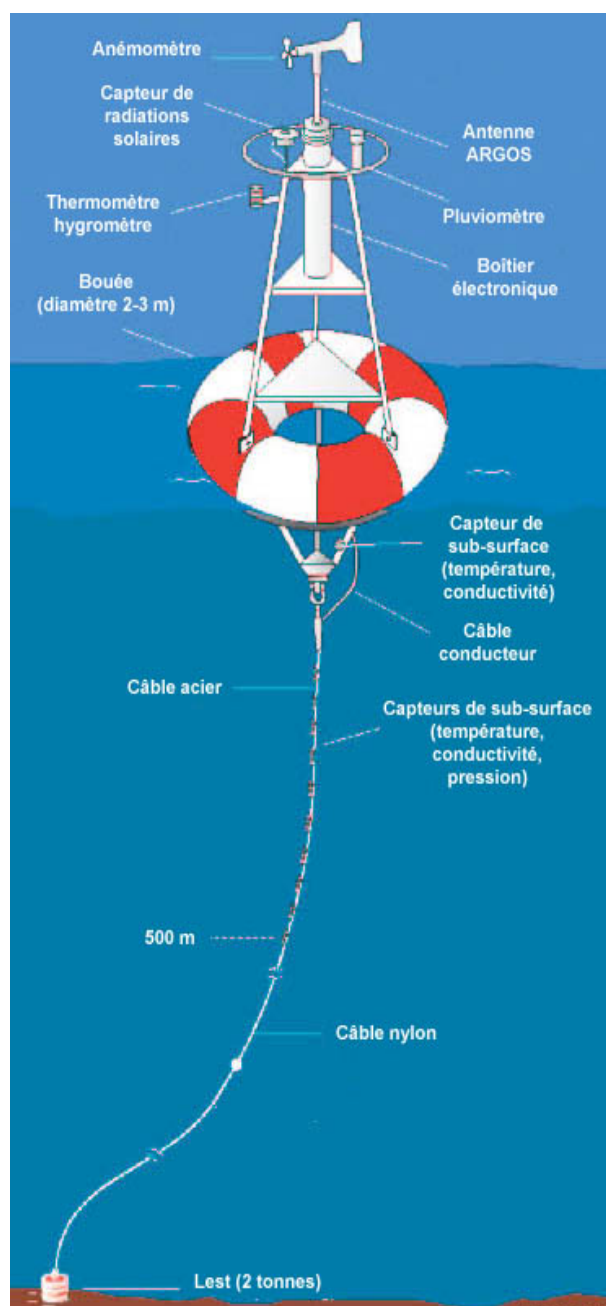


Figure 3.2 : Schéma de fonctionnement de la bouée

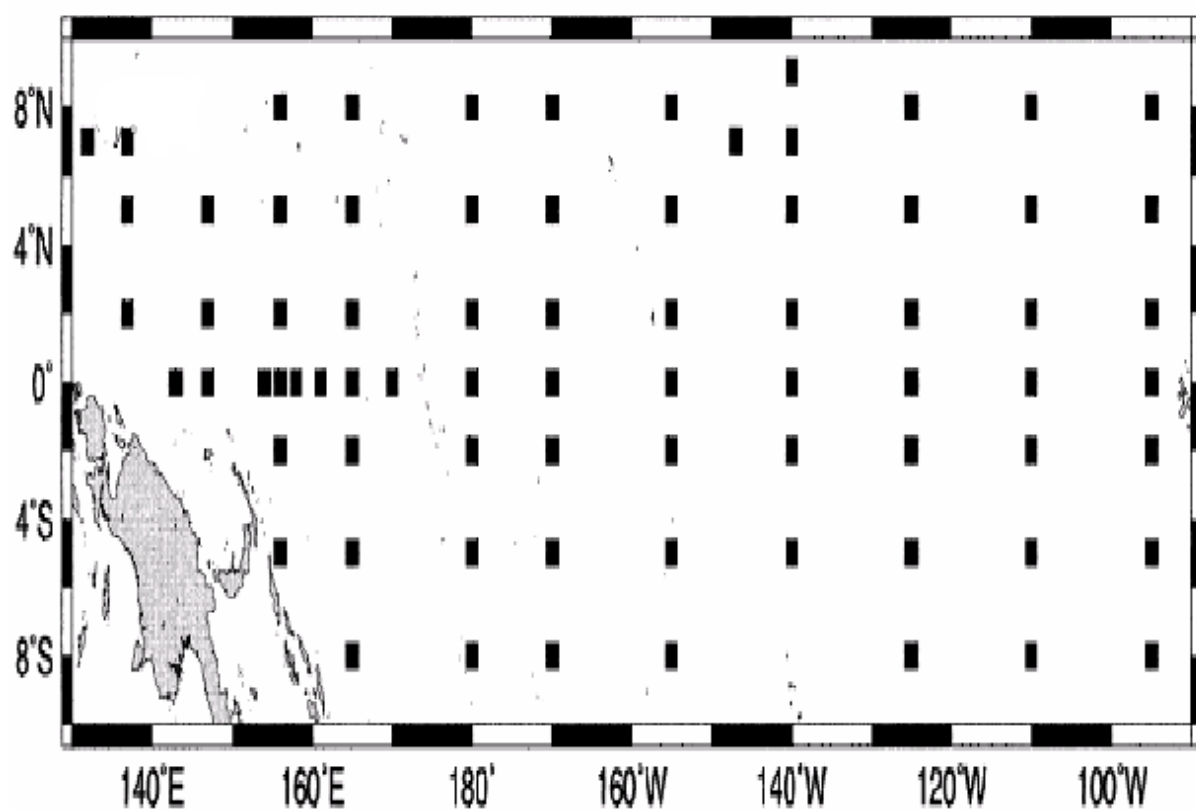


Figure 3.3 : Positions des bouées TAO

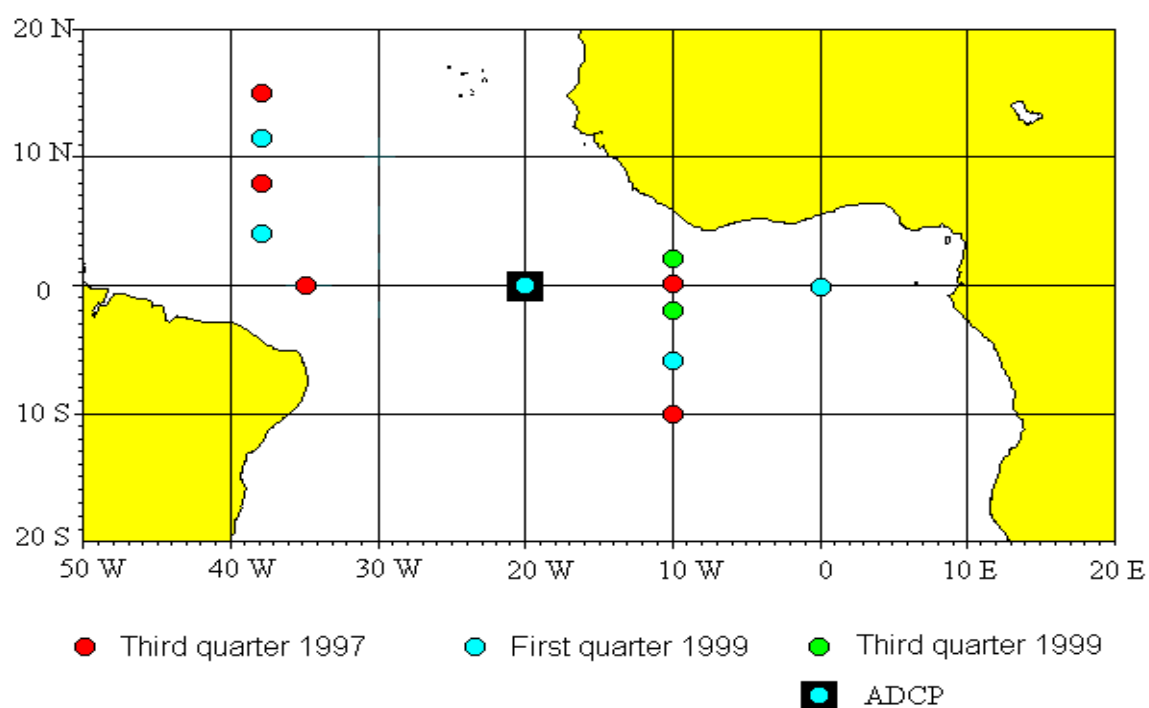


Figure 3.4 : Positions des bouées PIRATA

Variable mesurée	Type de capteur	Constructeur	Résolution	Gamme de mesures	Précision
Vitesse du vent	Propulseur	R. M. Young	0.2 m s ⁻¹	1-20 m s ⁻¹	±0.3 m s ⁻¹ or 3%
Direction du vent	Dérive	R. M. Young	1.4°	0-355°	5° - 7.8°
Température de l'air	Résistance	Rotronic Instrument Corp.	0.01°C	14-32°C	±0.2°C
Humidité relative	Capacitance		0.4 %RH	55-95 % RH	±2.7 %RH
Précipitation	Capacitance	R. M. Young	0.2 mm hr ⁻¹	0-50 mm	±0.4 mm hr ⁻¹ avec filtrage 10 min
Radiation solaire incidente	Pyranomètre	Eppley Laboratory	0.4 W m ⁻²	200-1000 W m ⁻²	±1%
Température de surface de la mer et température de l'eau	Thermistance	PMEL : NX ATLAS utilisant thermistance YSI (Yellow Springs Instruments)	0.001°C	6-32°C	±0.01°C
Salinité	Cellule de conductivité (champ interne)	Sea Bird Electronics: SBE16 (Seacat)	0.0001 S m ⁻¹	3-6 S m ⁻¹	±0.02 psu
Pression de l'eau	Transducteur	Paine	0.03 psi	400-800 psi	±0.25

Tableau 3.1 : Variables mesurées et Capteurs utilisés (J. Servain et al. 2004)

3.3 Présentation du programme EGEE-3

Le programme EGEE (Etude de la Circulation Océanique dans le Golfe de Guinée) a pour objectif l'étude de la circulation océanique et de sa variabilité dans les couches supérieures de l'Atlantique Est Tropical, plus particulièrement dans le Golfe de Guinée. Il accorde une grande importance aux échanges à l'interface entre océan atmosphère et à la circulation océanique de sub-surface. Le choix du Golfe de Guinée comme zone d'étude se justifie par le fait que la variabilité de la circulation océanique dans cette région et ses liens avec le climat environnant restent peu connus. Cependant, il demeure certain que l'intensité de la mousson et sa répartition spatiale dépendent des gradients méridiens d'énergie entre le Golfe de Guinée et les régions continentales.

Les mesures des paramètres physiques sont faites à partir du navire de l'IFREMER (Institut Français de Recherche pour l'Exploitation de la Mer) l'ATALANTE (figure 3.5) entre le 24 mai 2006 et le 6 juillet 2006, et dont la trajectoire est montrée par la figure 3.6. On distingue entre autres appareils de mesures installés sur le bateau, le pyranomètre (mesure du rayonnement), l'anémomètre (mesure de la vitesse du vent dans les 3 directions), le thermomètre sonique (mesure de la température de l'air), le licor (mesure du gaz carbonique CO₂), des pluviomètres (mesure de la précipitation), et un hygromètre (mesure d'humidité).



Figure 3.5 : le navire océanographique Atalante

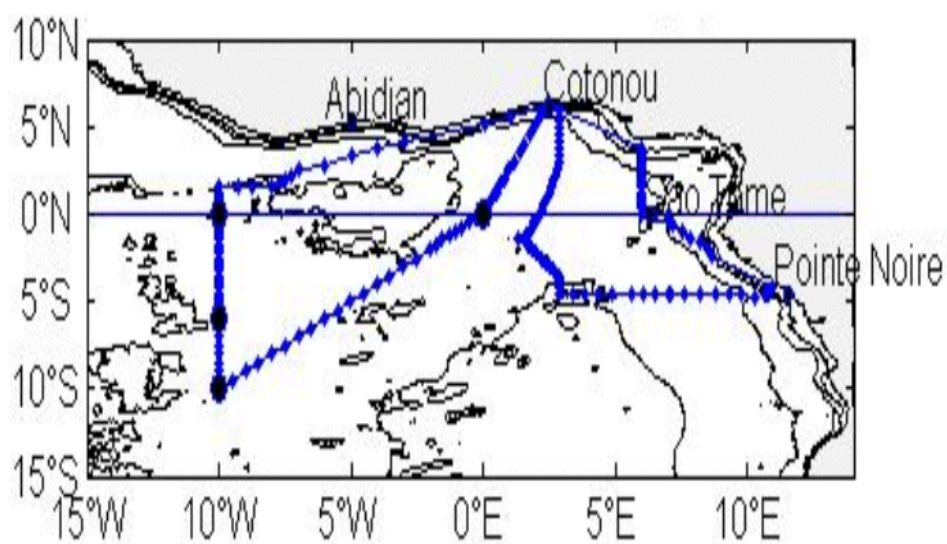


Figure 3.6 : trajectoire suivie par l'Atalante

3-4 Analyses et Réanalyses

a- Les analyses ECMWF

Les analyses sont faites en comparant directement les observations avec les prévisions à courte échéance faites par le modèle opérationnel du centre Européen de prévision à moyen terme (CEPMMT ou ECMWF pour European Centre for Medium range Weather Forecasting). Le modèle du CEPMMT produit quatre (4) analyses globales par jour, à 00, 06, 12, 18H obtenues à partir 2 cycles d'assimilation 4D-var (méthode d'ajustement du modèle aux observations). Toutes les six heures, les observations (radiosondages, observations de surface, observations de satellites) sont assimilées dans le modèle, corrigeant ainsi la précision sur les six heures précédentes. Ces analyses sont globales, à la résolution T159 (159ème harmonique sphérique) en 2006, ce qui correspond à une résolution spatiale de 1.125° en longitude et en latitude. Le lecteur est informé qu'en 2008, la résolution du modèle est maintenant T511 (voir www.ecmwf.int), soit 0.3 degrés de résolution.

b- Les réanalyses du NCEP

Les réanalyses du NCEP (Kalnay et al., 1996) sont produites par un modèle spectral, tout comme celui du CEPMMT. Le modèle est aussi global, et l'ordre de sa troncature horizontale est T62 (210 Km à peu près), soit une résolution spatiale de 2.5°x2.5°. Les champs sont disponibles, comme c'est le cas pour ECMWF aux heures synoptiques : 00 06 12 et 18.

Nous nous intéressons uniquement aux données de surface.

3.5 Conclusion du chapitre 3

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'ensemble des données et champs horizontaux disponibles pour connaître l'humidité spécifique à la surface des océans. Il ressort de cette description que les mesures in - situ sont disponibles en quelques points seulement de l'océan. Cette distribution spatiale éparse montre la nécessité plus que jamais de trouver un algorithme qui nous permette d'avoir des mesures en tout point de l'océan. Pour atteindre ce but, l'utilisation des données satellite représente un recours potentiellement intéressant, car celui-ci peut balayer une grande partie de la terre en un jour (cf. chapitre 2). Donc, on a accès à des zones où on ne trouve pas d'appareils de mesure de surface, tout comme avec les champs des

modèles. Mais le satellite ne mesurant le rayonnement que sous forme de températures de brillance, il faut essayer de trouver une méthode pour relier ces températures de brillance et l'humidité de surface mesurée, ce qui est l'objet du chapitre suivant.

CHAPITRE 4

METHODOLOGIE D'INVERSION

4-1 Introduction

L'inversion consiste à déterminer, à partir des mesures (températures de brillance) faites par le satellite, le paramètre géophysique qu'est l'humidité spécifique, dans notre cas. Si on appelle TB_i ($i=1$ à n) la températures de brillance mesurée par le satellite à la fréquence numéro i , et q_a le paramètre géophysique à déterminer, l'inversion consistera alors à trouver la fonction F qui vérifie la relation suivante :

$$(4.1) \quad q_a = F(TB_1, TB_2, \dots, TB_n)$$

Il existe 3 méthodes d'inversion : les méthodes statistiques, les méthodes physiques et les méthodes physico statistiques. Dans étude nous parlerons essentiellement de la régression linéaire multiple, des réseaux de neurones, et nous donnerons quelques aspects des méthodes physiques et physico-statistiques.

4-2 Colocalisation bouées-satellite

Etant donné que nous cherchons un algorithme qui estime l'humidité à partir des températures de brillance mesurées par le satellite, il faut absolument que les points géographiques de mesures du satellite sur l'océan et les points où se situent les bouées se correspondent en temps et en localisation. Pour cela, à chaque mesure bouée, on associe toutes les mesures satellite correspondant aux 2 critères suivants:

- La distance entre le point de la surface où le satellite fait la mesure et le point où se trouve la bouée doit être inférieure ou égale à 50 km.
- La différence entre le temps de mesure du satellite et celui de la bouée doit être inférieure ou égale à 30 minutes.

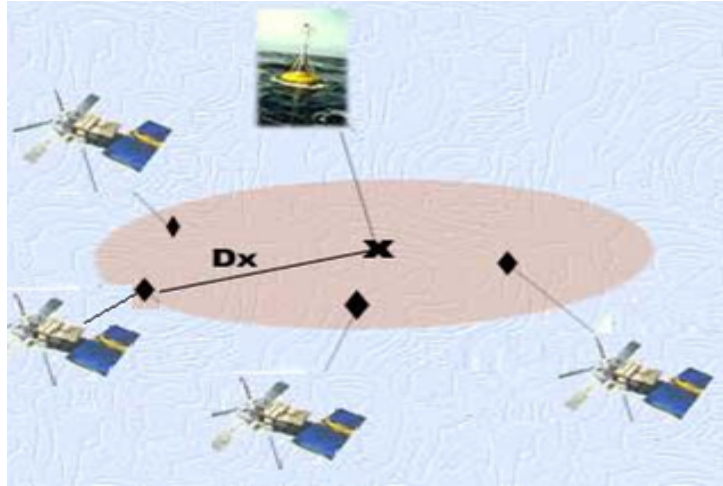


Figure 4.1 Colocalisation bouée-satellite (Dx inférieure ou égale à 50 km)

On applique le même principe pour faire la colocalisation entre le satellite et le navire océanographique, mais cette fois ci nous prenons $Dx=30$ km afin d'éviter de sélectionner les points qui sont sur le continent car le navire se déplace aussi près des cotes (voir figure 3.6).

4-3 Les méthodes statistiques

4-3-1 Inversion par régression linéaire multiple

La régression linéaire multiple consiste à exprimer q_a , l'humidité spécifique, en fonction d'une combinaison linéaire des températures de brillance (TB) mesurées par le satellite, à différentes fréquences ; ce qui s'écrit,

$$(4.2) \quad q_a = a_1 TB_1 + a_2 TB_2 + a_3 TB_3 + \dots + a_n TB_n + k,$$

Où TB_i , $i=1$ à n , est la température de brillance mesurée par le satellite à la fréquence i , et a_i , $i=1$ est le i -ème coefficient de la régression, à ajuster ; enfin, k est le résidu, à déterminer lui aussi.

L'ajustement des coefficients se fait par une méthode de type moindres carrés, entre des températures de brillance mesurées et des valeurs mesurées en surface de q_a .

La performance du modèle est mesurée par la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE, Root Mean Square Error). Plus le RMSE est petit, plus le modèle est performant. Si

on appelle \hat{y}_j la $j^{\text{ème}}$ mesure in situ, y_j la $j^{\text{ème}}$ valeur prédite par l'algorithme, et n le nombre d'observations, alors le RMSE est donné par la formule :

$$(4.3) \quad \text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (y_j - \hat{y}_j)^2}$$

De même, un algorithme performant ne doit pas avoir un biais trop élevé. Celui-ci est donné par la formule :

$$(4.4) \quad \text{biais} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y}_j)$$

Cependant, plusieurs critères sont à respecter pour trouver le modèle le plus adéquat. Ainsi, pour trouver un modèle universel, il est nécessaire de disposer de données en quantité et qualité suffisante, c'est-à-dire tenant compte de toutes les situations physiques (météorologiques dans notre cas) possibles ; sans cela le modèle risque d'être biaisé, c'est-à-dire que l'erreur sera importante si on valide l'algorithme avec des données différentes de celles qui ont servi à sa mise en place.

Un problème qui se pose souvent dans l'inversion par régression linéaire multiple est celui du compromis biais-variance, c'est-à-dire que quand le modèle a peu de paramètres (variables explicatives, dans notre cas les températures de brillance TB_i à la fréquence i) l'erreur est importante à cause du biais élevé, et quand il y a beaucoup de paramètres l'erreur est grande à cause de la variance élevée. Dans notre étude, nous cherchons principalement à trouver un modèle qui estime qa , avec une variance faible et un biais négligeable.

Le second problème qui peut se poser quand on est en présence de plusieurs variables explicatives est celui de la multicollinéarité, c'est-à-dire l'existence de relation linéaire entre ces variables, qui peut fausser le modèle trouvé. Dans notre étude, nous essaierons, à partir des données AMSU de trouver tous les modèles à n variables explicatives possibles, n allant de 1 à 20 (nombre total de canaux de fréquences de AMSU), et nous sélectionnerons le meilleur modèle.

L'inversion par la méthode de la régression linéaire multiple présente l'avantage d'être souple et simple car ne nécessitant pas de longs calculs.

4-3-2 Inversion à l'aide des réseaux de neurones artificiels

Les réseaux de neurones formels sont à l'origine une tentative de modélisation mathématique du cerveau humain. La méthode d'inversion neuronale peut être considérée comme une régression non linéaire. Les premières études sont l'œuvre de McCulloch et Pitts et datent de 1943. On trouve l'application de cette technique dans le domaine des finances (estimations boursières), dans la classification (d'espèces végétales par exemple), dans l'approximation des fonctions continues, dans la reconnaissance de motif (lecture des codes postaux par exemple), dans la modélisation des signaux émis par les satellites pour les transformer par exemple en humidité de surface. C'est cette dernière application qui nous intéresse dans cette étude. Dans cette partie, nous essayons de faire une présentation des techniques neuronales avec les différents types de réseaux de neurones et d'apprentissages.

a - Neurone biologique

Le cerveau se compose d'environ 10^{12} neurones (mille milliards), avec 1000 à 10000 synapses (connexions) par neurone. Les neurones représentent les éléments de base du système nerveux central. Le neurone est une cellule composée d'un corps cellulaire et d'un noyau. Le corps cellulaire se ramifie pour former ce que l'on nomme les dendrites. C'est par les dendrites que l'information est acheminée vers le corps du neurone. L'information traitée par le neurone chemine ensuite le long de l'axone pour être transmise aux autres neurones.

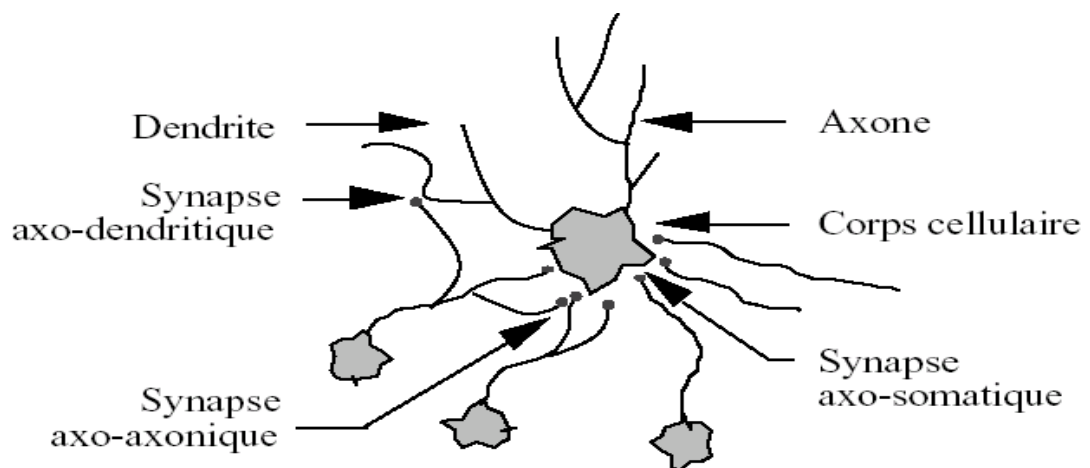


Figure 4.2 : un neurone biologique

La compréhension du fonctionnement du neurone biologique a permis la mise en point du neurone formel.

b- Neurone formel : analogie avec le neurone biologique

Un neurone formel (Figure 4.3) est une fonction algébrique paramétrée, à valeurs bornées, de variables réelles appelées entrées x_i . Le calcul de la valeur de cette fonction peut se décomposer en deux étapes :

- Une combinaison linéaire des entrées :

$$(4.5) \quad \mu = w_0 + \sum w_i x_i \quad i=1 \text{ à } n$$

Les w_i sont appelés poids synaptiques ou poids, w_0 est appelé biais. μ est appelé potentiel du neurone.

- La sortie du neurone est :

$$(4.6) \quad Y = f(\mu) = f(w_0 + \sum w_i x_i)$$

La fonction f est la fonction d'activation du neurone.

On peut faire une analogie entre neurone formel et neurone biologique en considérant les variables x_i comme les informations provenant des autres neurones, les poids synaptiques w_i comme les synapses, et la fonction de transfert f comme le corps cellulaire.

Les réseaux les plus fréquemment utilisés sont ceux pour lesquels la fonction f est une fonction non linéaire. Les fonctions d'activation les plus souvent utilisées sont la fonction identité, la fonction sigmoïde, la fonction tangente hyperbolique, la fonction de Heaviside

- * fonction identité : $\forall x \in \mathbb{R}, f(x)=x$
- * fonction sigmoïde : $\forall x \in \mathbb{R}, f(x)=1/(1+e^{-x})$
- * fonction tangente hyperbolique : $\forall x \in \mathbb{R}, f(x)=(e^x-e^{-x})/(e^x+e^{-x})$
- * fonction de Heaviside : $\forall x \in \mathbb{R}, f(x)=1 \text{ si } x \geq 0, 0 \text{ sinon}$

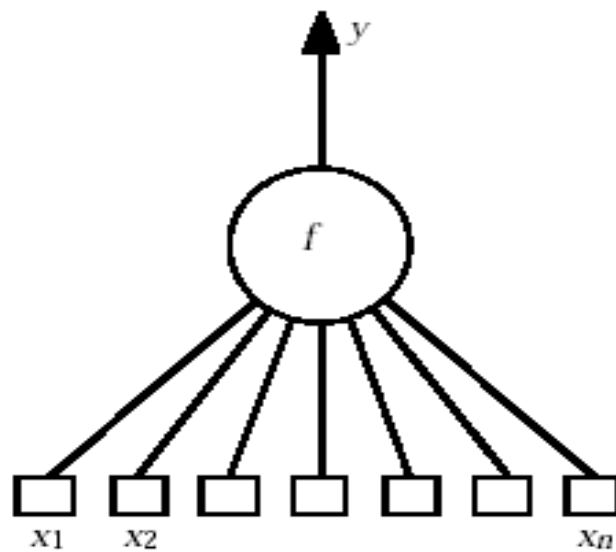


Figure 4.3 neurone formel

On distingue 2 grands types d'architectures de réseaux de neurones : les réseaux de neurones non bouclés et les réseaux de neurones bouclés. Nous parlerons uniquement des réseaux de neurones non bouclés.

b-1 réseaux de neurones non bouclés :

Un réseau de neurones non bouclé est une composition de fonctions réalisée par des neurones formels interconnectés entre eux, l'information circulant des entrées vers les sorties sans « retour en arrière ». Si l'on représente le réseau de neurones comme un graphe dont les nœuds sont les neurones et les arêtes les « connexions » entre ceux-ci, le graphe d'un réseau non bouclé est acyclique. Il existe plusieurs architectures possibles pour faire un réseau de neurones, mais la configuration la plus classique est le **perceptron multicouche (PMC)**

- **Le perceptron multicouche** : Les neurones sont organisés en couches et les connexions se font d'une couche à la suivante sans qu'il y ait de connexions entre couches non adjacentes.

La figure 4.4 montre la représentation d'un PMC avec 4 couches : une couche d'entrée composée de 3 neurones, deux couches cachées composées respectivement de 3 neurones et 4 neurones, et une couche de sortie qui comprend 2 neurones.

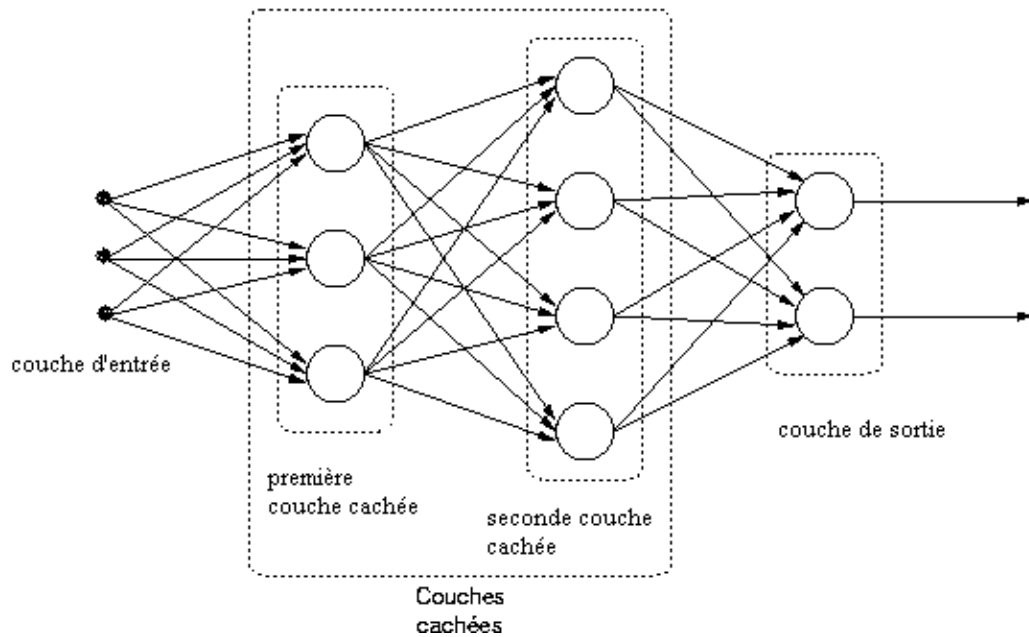


Figure 4.4 Perceptron multicouche

c- Les différents types d'apprentissage :

L'apprentissage est une phase du développement du réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré. Dans la plupart des algorithmes, les variables modifiées pendant l'apprentissage sont les poids des connexions. A l'issue de l'apprentissage les poids sont fixés, puis commence la phase de l'utilisation.

Il existe deux grandes classes d'algorithmes d'apprentissage : l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé (dont on ne parlera pas ici)

- **Apprentissage supervisé :**

Un apprentissage est dit supervisé lorsqu'on force le réseau à converger vers un état final précis, en même temps qu'on lui présente un motif.

- **Les principales règles d'apprentissage :**

Un réseau de neurones artificiels doit apprendre à un signal extérieur. L'apprentissage consiste à soumettre le réseau à un stimulus dont on connaît la réponse souhaitée, autant de fois qu'il lui est nécessaire à la modification des poids des connexions, jusqu'à l'obtention de la bonne réponse. Les principales règles de modifications des poids sont : la règle de Hebb, la règle de Widrow-Hoff, l'algorithme de rétropropagation du gradient de l'erreur.

- la règle de Widrow-Hoff repose sur un principe de minimisation d'erreur quadratique, l'erreur d'une couche étant la différence entre la réponse fournie et la réponse attendue. La modification des poids est réalisée de façon itérative.
- La rétropropagation du gradient de l'erreur : La rétropropagation a été créée en généralisant la loi d'apprentissage de Widrow-Hoff à des réseaux de neurones multicouches constitués de fonction de transfert différentiables. Elle consiste à rétropropager l'erreur commise par un neurone à ses synapses et aux neurones qui y sont reliés. Pour les réseaux de neurones on utilise habituellement la *rétropropagation du gradient de l'erreur*, qui consiste à corriger les erreurs selon l'importance des éléments qui ont justement participé à la réalisation de ces erreurs : les poids synaptiques qui contribuent à engendrer une erreur importante se verront modifiés de manière plus significative que les poids qui ont engendré une erreur marginale.

Dans le cas d'un apprentissage supervisé, les données sont présentées à l'entrée du réseau de neurones et celui-ci produit des sorties. La valeur des sorties dépend des paramètres liés à la structure du réseau de neurones : connectique entre neurone, fonction d'agrégation et d'activation ainsi que les poids synaptiques. Les différences entre ces sorties et les sorties désirées forment des erreurs qui sont corrigées via la rétropropagation, les poids du réseau de neurones sont alors changés. La manière de quantifier cette erreur peut varier selon le type d'apprentissage à effectuer. En appliquant cette étape plusieurs fois, l'erreur tend à diminuer et le réseau offre une meilleure prédiction. Ainsi, pour estimer la qualité d'un réseau de neurones on calcule le rmse en utilisant la formule (4.3).

4-4 Les méthodes physiques d'inversion :

Dans cette méthode on applique un modèle de transfert radiatif sur une première ébauche considérée comme état initial de l'atmosphère. On obtient alors des températures de brillance (TB) simulées qui seront comparées aux températures de brillance observées par le satellite. Si l'écart entre TB simulées et TB observées est négligeable, alors l'état initial est adopté, et on calcule l'humidité à partir des paramètres de cet état. Par contre si l'écart est trop important, on modifie les données d'entrées puis on réitère les simulations. On procède ainsi jusqu'à l'obtention d'un écart minimum entre TB simulées et TB observées. L'état final est considéré comme le plus proche de l'état réel de l'atmosphère. Cependant, cette méthode présente l'inconvénient d'une forte dépendance de la solution finale de l'état initial. En plus, le modèle de transfert radiatif doit être performant, ce qui n'est pas toujours le cas.

4-5 Les méthodes physico – statistiques :

Elles reposent sur l'utilisation une fois pour toute d'une banque de données atmosphériques très variées, qui sert de solution initiale à un processus d'inversion d'une équation de transfert radiatif linéarisé. On suppose que cette solution initiale est suffisamment proche de la solution exacte. La réussite de la méthode dépend alors d'une bonne solution initiale. Le temps de calcul devient dès lors peu important puisqu'on peut se contenter d'une seule étape dans la phase d'inversion. Chédin et al. (1985) décrivent avec précision la méthode 3I (Improved Initialization Inversion) qui est un exemple de méthode physico – statistique.

4-6 Conclusion du chapitre 4

Nous avons montré dans ce chapitre la méthode utilisée pour colocaliser les mesures in situ et les observations faites par le satellite. Nous avons aussi présenté les différentes techniques utilisées pour résoudre les problèmes d'inversion et montré que celles-ci pouvaient contenir des avantages et des inconvénients. Dans la suite de notre étude, les méthodes retenues pour inverser les observations du satellite sont la régression linéaire, et les réseaux de neurones. Ce choix est arbitraire, et est en partie justifié par la simplicité de mise en œuvre des méthodes statistiques, par rapport à la méthode physique d'inversion, et leur fiabilité souvent prouvée. Nous verrons dans le chapitre suivant les performances auxquelles nous aboutissons grâce à l'utilisation de ces méthodes retenues, mais aussi grâce à un choix judicieux des canaux de fréquences utilisés pour faire notre restitution.

CHAPITRE 5

RESTITUTION DE L'HUMIDITE SPECIFIQUE PAR LA METHODE DE LA REGRESSION LINEAIRE MULTIPLE

5.1 Introduction :

Dans ce chapitre, on établit un algorithme statistique de restitution de l'humidité à la surface (qa) de l'océan. Nous avons vu au chapitre 2 que les différentes couches de l'atmosphère émettaient un rayonnement électromagnétique, fonction notamment de leur contenu en eau sous forme vapeur ou liquide, ou fonction de leur température. Les radiomètres hyperfréquences spatiaux mesurent précisément ce rayonnement, à différentes fréquences et sous différents angles de visée (chapitre 2), en fonction du temps. L'algorithme de restitution est un moyen de déduire l'humidité des mesures radiométriques. Le cas le plus simple d'algorithme est une régression linéaire multiple (Chapitre 4) dans laquelle les mesures de rayonnement (températures de brillance TB) à plusieurs fréquences sont placées en entrée, et l'humidité est la variable de sortie.

Différentes étapes sont à suivre pour établir un algorithme de ce type. Il faut tout d'abord utiliser des températures de brillance à des fréquences adaptées, si le choix est possible, ce que nous ferons dans le paragraphe suivant. D'autre part, il faut obtenir des mesures de TB au moment où le satellite est passé au dessus d'un instrument de mesure d'humidité (sur bouée ou navire), dans le plus grand nombre de cas possibles. On constitue ainsi ce qu'on appelle le jeu de données d'apprentissage (n -uplets $TB_1 ; ..TB_n ; qa$), à partir duquel on ajuste les coefficients $a_1...a_n$, par une méthode des moindres carrés. Le jeu d'apprentissage doit posséder une distribution bien adaptée. Idéalement, elle doit posséder des distributions de TB et qa également réparties (histogrammes plats), une condition qui est rarement remplie, ce qui implique, le plus souvent, d'affiner la base d'apprentissage, avant création de l'algorithme. On peut le faire en répliquant certains n -uplets pour le donner plus de poids, ou en enlevant d'autres jugés trop marginaux et pas assez nombreux. Afin de vérifier que l'algorithme fonctionne bien, on doit posséder une ou plusieurs bases de données de validation, qui sont en fait d'autres ensembles de n -uplets, indépendants de ceux de la base d'apprentissage.

Notre choix s'est d'abord porté sur la méthode de restitution par régression linéaire, comme première étape, car elle permet d'identifier facilement les canaux et/ou combinaisons de canaux prépondérants, et permet d'identifier les défauts évidents de distributions sur les variables d'entrée ou de sortie. Dans le chapitre 6, on mettra en œuvre la méthode de réseau de neurones artificiels, présentée dans le chapitre précédent. Elle est plus performante, mais aussi plus complexe à mettre en œuvre et plus délicate à ajuster que la régression linéaire

multiple. La méthode de régression a été déjà utilisée par plusieurs auteurs pour restituer l'humidité spécifique à partir de radiomètres hyperfréquences. Nous citons leurs travaux ci-après.

Lui et Niiler (1984) ont proposé un algorithme pour la restitution de l'humidité spécifique sur l'océan en mettant sur place une relation empirique entre le contenu de vapeur d'eau intégrée (W) et l'humidité spécifique (qa) de surface entre 10 et 20 m. Cette relation a été établie en utilisant les données de radiosondage sur quatre îles, et vérifiée en utilisant les observations de W du radiomètre SMMR (Scanning Multichannel Microwave Radiometer) à bord des satellites Seasat puis Nimbus-7, et les mesures de qa faites à bord d'un navire océanographique, sur l'atlantique nord et le pacifique tropical. L'écart type (rms- root mean square) entre valeurs restituées et observations in situ est de 0.8g/kg. Cet algorithme n'est valable que pour des observations mensuelles, moyennée sur des grilles de dimension 2°x2°, et de préférence aux basses latitudes (Liu, 1986). Il est de la forme :

$$(5.1) \quad qa = 3.818724W + 0.1897219W^2 + 0.1891893W^3 - 0.07549036W^4 + 0.006088244W^5$$

qa : humidité spécifique en g/kg

W : contenu de vapeur d'eau intégrée en cm

Pour avoir une meilleure estimation de qa avec le radiomètre SSMI (voir Chapitre 2) à l'échelle instantanée, Schulz et al. (1993) ont développé une méthode pour la restitution du contenu intégré en vapeur d'eau intégrée W_1 sur une altitude comprise entre 0 et 500 m, considérant que la majorité de la vapeur d'eau se trouve dans la couche limite. Pour établir l'algorithme, ils ont utilisé des données de radiosondages effectués par différents navires océanographiques sur l'océan atlantique, la mer du nord, l'océan indien, l'atlantique Nord Est. Ensuite, pour valider leurs résultats, ils se sont servis d'observations faites à partir d'îles et de navires océanographiques. Leurs résultats indiquent une bonne corrélation (0.98) entre qa et W_1 mesurés, ce qui se traduit par la relation linéaire suivante :

$$(5.2) \quad qa = -0.53 + 19.49 W_1$$

où qa est l'humidité spécifique restituée en g/kg avec un écart-type de 1.2 g/kg par rapport aux mesures in situ, et W_1 est le contenu intégré en vapeur d'eau, exprimé en g.cm²

CHAPITRE 5 : RESTITUTION DE L'HUMIDITE SPECIFIQUE PAR LA METHODE DE LA REGRESSION LINEAIRE MULTIPLE

Ensuite, Schulz et al. (1993) ont utilisé les températures de brillance mesurées par SSMI aux fréquences 19 GHz (polarisation verticale et horizontale), 22 GHz (polarisation verticale), et 37 GHz (polarisation verticale), ainsi que les mesures par radiosondages de W_1 afin d'établir par régression linéaire multiple la relation :

$$(5.3) \quad W_1 = a_0 + a_1 T_{19v} + a_2 T_{19h} + a_3 T_{22v} + a_4 T_{37v}$$

La précision de cette relation est de 0.06 g/cm² en rms.

Les coefficients valent $a_0 = -5.9339$ g/cm², $a_1 = 0.03697$ g/cm²/K, $a_2 = -0.0239$ g/cm²/K, $a_3 = 0.01559$ g/cm²/K, $a_4 = -0.00497$ g/cm²/K

T_{19v} , T_{19h} , T_{22v} , T_{37v} sont les températures de brillance mesurées par le radiomètre SSMI aux fréquences 19, 22, et 37GHz en polarisation verticale (19v, 22v et 37v), horizontale (19h)

Schlüssel et al. (1995) ont légèrement amélioré la qualité de l'estimation de q_a , grâce à l'utilisation d'une relation plus directe entre q_a et TB, qui utilise notamment des fréquences différentes de celles exploitées par Schulz et al. (1993). Dans leurs travaux, Schlüssel et al. utilisent des observations in situ de navires, à l'échelle instantanée. L'écart type de cette restitution est de 1.1g/kg. Elle s'écrit,

$$(5.4) \quad q_a = b_0 + b_1 T_{19v} - b_2 T_{19h} + b_3 T_{37v} - b_4 T_{37h} - b_5 T_{85v}$$

Avec

q_a : humidité spécifique

Avec $b_0 = -80.23$ g/kg, $b_1 = 0.6295$ g/kg/K, $b_2 = 0.1655$ g/kg/K,

$b_3 = 0.1495$ g/kg/K, $b_4 = 0.1553$ g/kg/K, $b_5 = 0.06695$ g/kg/K

T_i = Température de brillance mesurée par le radiomètre SSMI à la fréquence i (voir Chap. 2 tableau 2.4) ;

Cependant une comparaison faite par Schulz et al. (1996) entre le modèle de Schlüssel et les mesures in situ, montre certes un biais faible de 0.06 g/kg, mais un rms important de 1.6 g/kg. Ceci prouve (d'après Schulz et al. 1996) que le modèle de Schlusssel ne tient pas compte de

toutes les situations possibles (par exemple : des valeurs de q_a supérieures à 22 g/kg), et qu'il n'est adapté qu'à une région bien précise.

Plus récemment, Bentamy et al (2003) ont montré que le modèle de Schulz présentait un biais saisonnier assez important. Pour éliminer ce biais ils proposèrent, par la méthode de régression linéaire, un nouveau modèle qui utilise les mêmes canaux de fréquences SSMI que Schulz, mais les données in situ sont issues des bouées TAO (voir chapitre 3), NDBC (National Data Buoy Center) et ODAS (European Offshore Data Acquisition System). Ce modèle a été validé avec les mesures COADS (Comprehensive Ocean Atmosphere Data Set) qui représentent une collection d'observations de surface de l'océan qui vont de 1784 à 1997 (Woodruff et al., 1987). La plupart des observations COADS sont faites à bord de navires commerciaux, et doivent être soumises à une procédure de contrôle de qualité pour éliminer les données aberrantes. De ce fait, nous n'utiliserons pas ces données car elles sont moins précises que les observations faites par les bouées TAO et PIRATA. La validation semble donner le meilleur accord avec les mesures in situ que les autres algorithmes. Cependant, les données utilisées par Bentamy et al. pour la validation sont différentes de celles utilisées pour les algorithmes précédents, raison pour laquelle il est toujours délicat de comparer de manière abrupte, les chiffres annoncés par les différents auteurs. L'algorithme de Bentamy et al. (2003) possède un rms de 1.1g/kg et s'écrit :

$$(5.5) \quad q_a = c_0 + c_1 T_{19v} + c_2 T_{19h} + c_3 T_{22v} + c_4 T_{37v}$$

Avec $c_0 = -55.9227$ g/kg, $c_1 = 0.4035$ g/kg/K, $c_2 = -0.2944$ g/kg/K, $c_3 = 0.3511$ g/kg/K, $c_4 = -0.2395$ g/kg/K

Jackson et al. (2006) furent les premiers à explorer le potentiel d'AMSU pour la restitution spécifique de q_a . En effet, bien qu'AMSU-B ait été développé pour la restitution de l'humidité, l'algorithme officiel de traitement (AAPP) ne fournit aucun produit de surface.

Jackson et al. (2006) visaient surtout à améliorer la restitution de l'humidité, alors obtenue avec SSM/I. A cette fin, ils ont développé une nouvelle méthode de restitution de l'humidité à l'échelle instantanée, basée sur l'utilisation d'AMSU mais aussi de SSM/I. Les canaux qu'ils ont utilisés en priorité sont le 19 GHz (polarisation verticale et horizontale), 37 GHz

(polarisation verticale) de SSM/I et le 52.8 GHz de AMSU-A. Les mesures in situ utilisées pour l'ajustement de la méthode d'inversion sont issues d'un hygromètre fonctionnant aux longueurs d'ondes infrarouges, et placé à bord de navires océanographiques à l'occasion de plusieurs campagnes de mesures.

L'écart type trouvé par Jackson et al. (2006) est de 0.96g/kg, et l'algorithme s'écrit :

$$(5.6) \quad q_a = d_0 + d_1 T_{52.8} + d_2 T_{19v} + d_3 T_{19h} + d_4 T_{37v}$$

Avec $d_0 = -105.117$ (g/kg), $d_1 = 0.31743$ (g/kg/K), $d_2 = 0.62754$ (g/kg/K), $d_3 = -0.12056$ (g/kg/K), $d_4 = -0.33940$ (g/kg/K)

$T_{52.8}$: température de brillance mesurée par AMSU-A à la fréquence 52.8GHz

Jackson et al. (2006) montrent que la synergie entre AMSU et SSM/I est potentiellement intéressante pour restituer l'humidité de surface. Cependant, cette approche est limitée par le fait que deux instruments placés à bord de plateformes spatiales différentes n'observent pas les scènes sous le même angle, ni avec la même polarisation, ni en même temps.

Les différentes études présentées dans ce chapitre suggèrent que la précision que l'on peut atteindre pour estimer l'humidité de surface est actuellement de l'ordre de 1 g/kg, ce qui est équivalent à 15-20 W/m² (pour des conditions de vent et températures correspondant aux moyennes latitudes) sur l'estimation des flux de chaleur de latente. Or, une précision de quelques 6-7 W/m² est nécessaire pour établir un bilan de chaleur, en particulier dans les régions tropicales (Fairall et al., 1996). Cet objectif semble irréaliste avec les moyens de télédétection actuels, car il correspondrait à une précision de restitution de 0.2-0.3 g/kg sur l'humidité, puisque c'est précisément la précision des instruments de mesure au sol (sur bouée la précision de mesure est de ± 0.2 °C et ± 2.7 % en température et humidité relative, respectivement, variables utilisées pour calculer l'humidité spécifique, voir chap. 3 tableau 3.1). Parallèlement, le bruit instrumental des radiomètres AMSU varie en fonction de la fréquence d'observations et de la polarisation, mais atteint 1K au maximum, ce qui limite sans doute la précision de la restitution. Cependant, il faut noter qu'il n'existe actuellement aucun

autre moyen d'obtenir des champs d'humidité à une telle précision. Dans ce travail, nous avons donc choisi de continuer à améliorer la précision de l'estimation de l'humidité par satellite, en nous fixant un objectif moins ambitieux, de 0.8 g/kg pour des données instantanées, ce qui représenterait déjà 20% d'amélioration, et en nous focalisant sur les tropiques. L'étude (très sommaire de Jackson et al., 2006) suggère qu'AMSU présente un potentiel intéressant pour la restitution de l'humidité. Ci-après, nous allons explorer plus en détail ce potentiel. Nous présentons d'abord les bases de données puis une méthode statistique de sélection des canaux les plus pertinents pour la restitution de l'humidité.

5-2 Mise en place d'une base de données

Après avoir fait les colocalisations bouées -satellite, nous disposons d'une banque de données sous forme d'un ensemble de points géographiques sur l'océan (entre 10°S-14°N et 180°W-180°E) pour lesquels nous avons les températures de brillance du satellite à 20 fréquences, la valeur du paramètre de surface (humidité spécifique) mesurée par les bouées, et le temps t . Ces mesures sont faites à l'échelle instantanée, sur toute la période de l'année 2004, et sur toute l'année 2006 ce qui permet d'englober toutes les situations observables afin de s'assurer de l'universalité de l'algorithme, c'est-à-dire de l'applicabilité de celui-ci dans n'importe quelles conditions et non uniquement à l'ensemble qui aura servi à son établissement. Il faut préciser ici que le terme instantané est utilisé pour simplifier le discours et qu'en réalité il n'est pas exact. En effet, les mesures du satellite sont intégrées sur une seconde environ. De plus, la tache au sol est de l'ordre de 50 km pour le satellite, alors que la colocalisation se fait avec des données de surface qui sont ponctuelles. L'équivalence entre les deux types de données se fait sur la base de l'hypothèse de turbulence gelée de Taylor : les propriétés de la turbulence sont advectées par le vent moyen, et on a donc une équivalence entre moyenne temporelle et moyenne spatiale.

Le jeu de données de l'année 2004 est divisé aléatoirement en deux parties, dans la proportion 2/3 et 1/3, par choix arbitraire. Le premier sous-ensemble 2/3 (soient 13356 observations) servira de base d'apprentissage c'est-à-dire qu'elle permettra de trouver les coefficients de la régression. Le deuxième 1/3 (soient 7816 observations) constituera la base de test c'est-à-dire de première validation sur l'année 2004, pour vérifier que l'ajustement a été fait sur le comportement moyen des observations. Les données de l'année 2006 (soient 11892 observations) serviront de base de validation de l'algorithme trouvé. Les données

EGEE-3 (soient 24 observations) mesurées par le navire océanographique Atalante (voir chapitre 3) vont nous permettre de vérifier la fiabilité de la relation trouvée.

5-3 Méthodologie pour la sélection des canaux de fréquence et algorithme de restitution

5-3-1 Introduction

Il existe plusieurs méthodes pour faire le choix des variables explicatives (dans notre cas températures de brillance à différentes fréquences) à utiliser, dans les problèmes d'estimation. Dans notre contexte, on peut se baser sur les propriétés physiques d'absorption et d'émission dans l'atmosphère dans le domaine des hyperfréquences, en sélectionnant les canaux les plus sensibles à l'humidité spécifique de surface. Mais la méthode que nous avons retenue pour établir notre algorithme de restitution est statistique, sans connaissance a priori de la physique, c'est-à-dire du lien entre les TB et q_a . A priori, on peut se contenter de prendre la totalité des canaux disponibles pour la régression. Cependant, nous avons fait le choix de sélectionner le minimum de canaux en entrée de la régression pour plusieurs raisons. Tout d'abord, les canaux redondants peuvent artificiellement augmenter la précision de l'algorithme. Ensuite, moins de canaux permet de simplifier l'algorithme et diminue les risques d'erreur liés notamment à la déficience de certains canaux. Enfin, le choix d'un minimum de canaux permet de mieux expliquer la physique de la relation TB, q_a , comme nous le constaterons en fin de chapitre.

Le tableau 5.1 montre la corrélation entre les températures de brillance aux fréquences de AMSU et l'humidité spécifique mesurée par les bouées TAO/PIRATA à 3m. Les canaux (23.8GHz, 31.4GHz, 50.3GHz, 52.8GHz, 89GHz) ont une corrélation plus importante avec q_a . Toutefois, on ne peut pas éliminer les autres canaux de fréquence car la corrélation ne tient compte que des relations linéaires entre TB et q_a , alors qu'il peut exister des relations non linéaires entre ces 2 variables.

Une autre méthode pour le choix des canaux de fréquences est la méthode statistique et aléatoire. Elle consiste d'abord à fixer un critère (celui de la plus petite erreur c'est-à-dire l'écart entre sorties de l'algorithme et mesures in situ correspondantes), puis à tester toutes les combinaisons possibles de canaux, puis de sélectionner la combinaison qui obéit le mieux à ce critère. Cette méthode peut présenter un inconvénient si on a en présence plusieurs variables explicatives (plusieurs TB à des fréquences différentes), cependant, elle sera retenue pour notre étude, car on est certain de trouver la combinaison adéquate, par rapport au critère choisi, mais uniquement pour le jeu de données test choisi.

CHAPITRE 5 : RESTITUTION DE L'HUMIDITE SPECIFIQUE PAR LA METHODE DE LA REGRESSION LINEAIRE MULTIPLE

	Fréquences en GHz	Corrélation entre TB et q_a
1	23.8	0.557
2	31.4	0.420
3	50.3	0.32
4	52.8	0.440
5	53.59	0.070
6	54.4	0.049
7	54.9	0.033
8	55.5	-0.020
9	57.290	-0.170
10	57.290 \pm 0.217	-0.018
11	57.290 \pm 0.322 \pm 0.022	0.11
12	57.290 \pm 0.322 \pm 0.048	0.087
13	57.290 \pm 0.322 \pm 0.010	0.0153
14	57.290 \pm 0.322 \pm 0.0045	0.0157
15	89	0.547
16	89	0.557
17	150	-0.025
18	183.31 \pm 1	-0.444
19	183.31 \pm 3	-0.474
20	183.31 \pm 7	-0.390

Tableau 5.1 Corrélation entre les TB et qa

5-3-2 Choix des canaux de fréquence

Le choix des variables est déterminant dans les problèmes d'estimation par régression linéaire multiple. Une bonne restitution (écart type et biais faibles) passe nécessairement par un choix adapté des variables explicatives (plusieurs canaux dans notre cas).

Ce choix peut être délicat quand on a plusieurs variables explicatives qui donnent les mêmes informations c'est-à-dire qui ont les mêmes sensibilités par rapport aux variables à restituer.

Nous prenons toutes les combinaisons possibles de canaux de fréquences soient $2^{20} - 1$ combinaisons, dans la base d'apprentissage. Pour chaque combinaison nous faisons une régression linéaire sur les températures de brillance des fréquences choisies. Puis les algorithmes trouvés seront appliqués à la base test et à base de validation (décrites plus haut). Nous considérons que le meilleur modèle est celui dont l'écart entre les valeurs restituées et les observations in situ est minimal, la corrélation maximale, et la pente la plus importante.

La figure 5.1 montre la variation du rms en fonction du nombre de canaux choisis pour faire la régression sur la base d'apprentissage, et l'application de l'algorithme obtenu sur les bases test et validation. Les 3 courbes évoluent avec une même allure et nous remarquons une importante diminution du rms qui passe de 1.48g/kg à 1.15g/kg pour la phase test quand on passe de 1 canal à 2 canaux, et en même temps la corrélation augmente et passe de 0.55 à 0.74. La précision de l'algorithme est améliorée lorsque le nombre de canaux passe à 3. Elle devient égale à 1.07g/kg et la corrélation est de 0.79, pour la phase test. Le rms devient constant et égal à 1.01g/kg à partir de 9 canaux aussi bien pour l'apprentissage que pour le test. La validation confirme que l'erreur est minimale et constante à partir de 9 canaux. Les figures 5.2 et 5.3 montrent une amélioration progressive de la corrélation et de la pente de la droite de régression avec l'augmentation du nombre de canaux, jusqu'à 9 canaux, puis les valeurs ne varient plus.

La valeur constante de l'erreur à partir de 9 canaux montre que l'augmentation du nombre de canaux n'améliore guère notre régression. On peut en déduire que l'apport des 11 autres canaux restants est presque nul. Parmi ces 11 TB, sans doute nous avons des canaux qui ont les mêmes propriétés physiques que certains parmi les 9 canaux, par conséquent si on rajoute une même information, on ne doit pas s'attendre à une amélioration.

Les figures 5.4, 5.5 et 5.6 représentent la variation du rms, de la corrélation et de la pente en fonction des 10 premières meilleures combinaisons. Le numéro 22706 vient toujours en première position (meilleure précision, plus grande pente et plus grande corrélation) et correspond à la combinaison suivante de 9 températures de brillance: **TB1, TB2, TB5, TB7, TB8, TB11, TB13, TB15, TB17**. L'algorithme trouvé à partir de ces 9 canaux est alors considéré comme le meilleur. Cette combinaison comprend 8 canaux de AMSU-A et un seul canal de AMSU-B (TB17).

C'est cette combinaison de températures de brillance qui sera utilisée pour le reste de notre étude. Il faut préciser que les combinaisons qui viennent après le numéro 22706, comprennent la plupart du temps la moitié des TB de ce dernier.

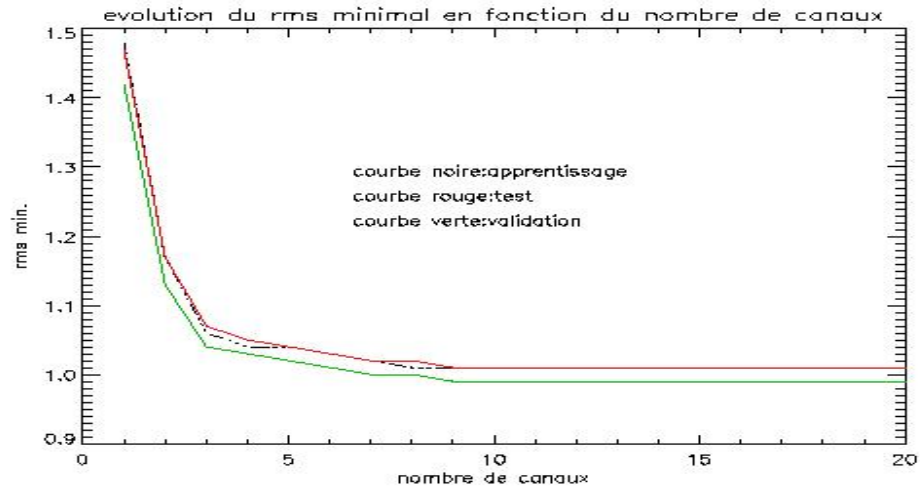


Figure 5.1 Erreur minimale en fonction du nombre de canaux pour les 3 phases

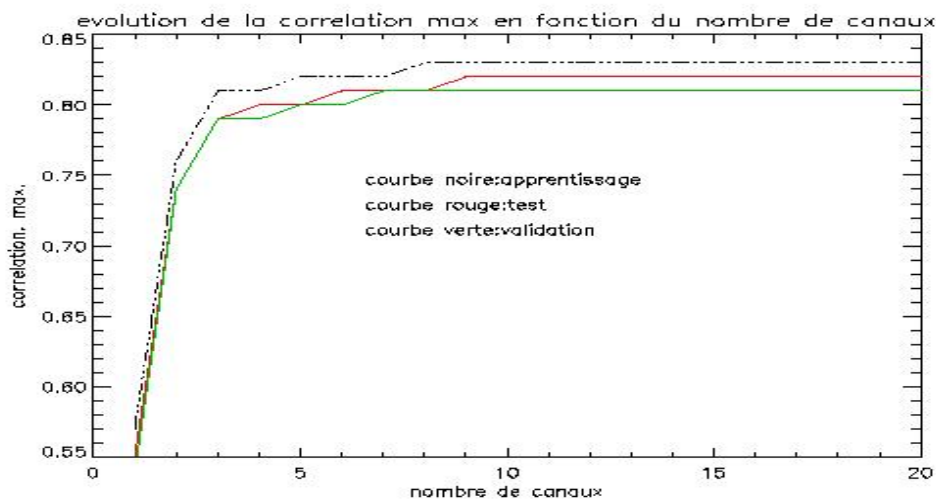


Figure 5.2 Corrélation maximale en fonction du nombre de canaux pour les 3 phases

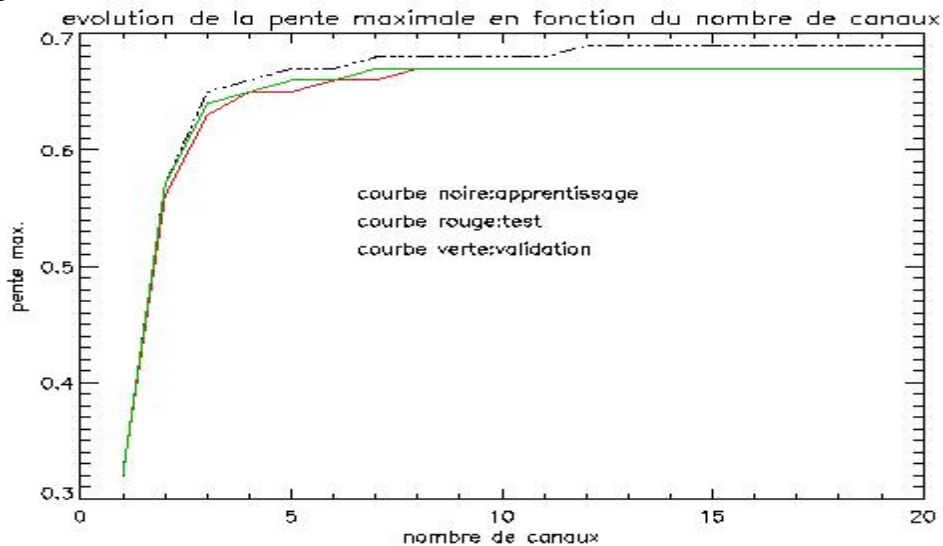


Figure 5.3 Pente maximale en fonction du nombre de canaux pour les 3 phases

CHAPITRE 5 : RESTITUTION DE L'HUMIDITE SPECIFIQUE PAR LA METHODE DE LA REGRESSION LINEAIRE MULTIPLE

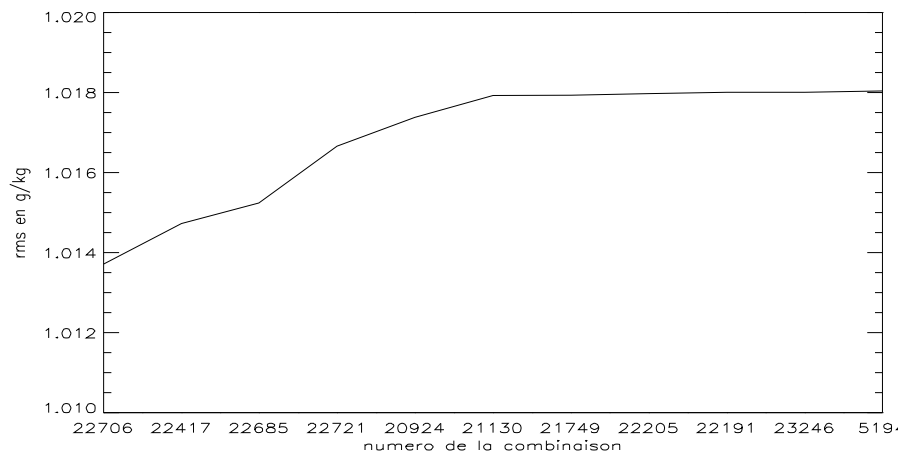


Figure 5.4 Evolution de l'erreur en fonction des premières combinaisons

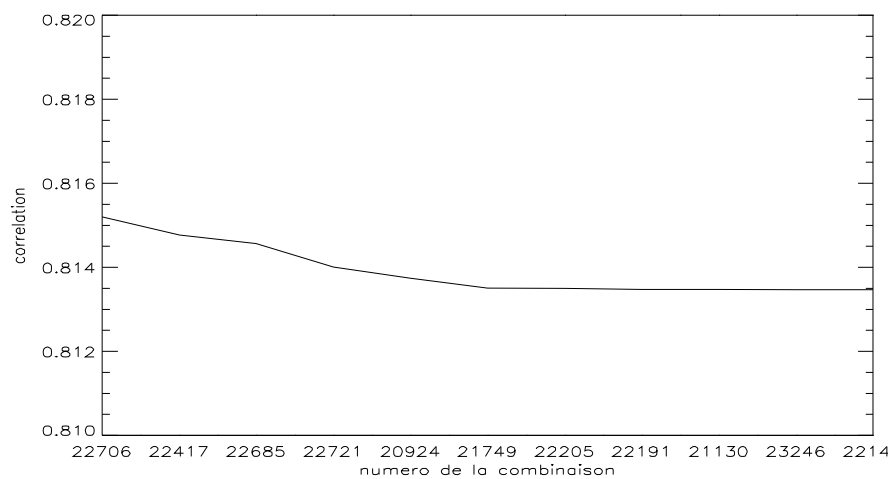


Figure 5.5 Variation de la corrélation en fonction des premières combinaisons

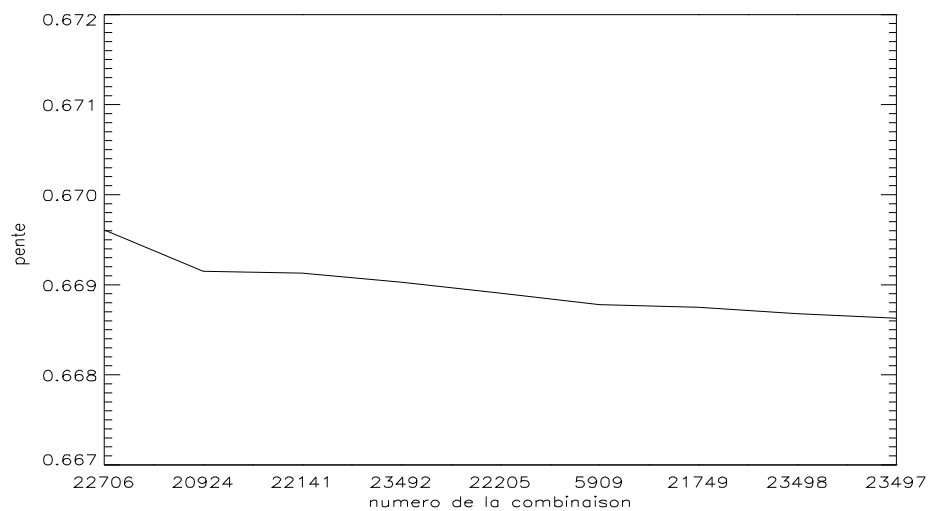


Figure 5.6 Variation de la pente en fonction des premières combinaisons

L'algorithme trouvé lors de l'apprentissage a pour expression:

$$(5.7) \quad qa = 0.207*TB1 - 0.065*TB2 + 0.706*TB5 - 0.583*TB7 + 0.211*TB8 + 0.138*TB11 - 0.060*TB13 - 0.099*TB15 + 0.044*TB17 - 111.836$$

5-3-3 Etude de l'effet relatif de chaque température de brillance sur qa

Après avoir trouvé de manière statistique une combinaison de 9 TB qui semble optimale pour décrire la relation entre mesures radiométriques et observations d'humidité TAO et PIRATA, nous essayons maintenant d'expliquer physiquement pourquoi ces températures de brillance donnent les meilleurs résultats. Dans un premier temps nous analysons la relation entre les TB individuelles et qa, puis nous nous intéressons aux combinaisons de TB.

Pour étudier l'effet relatif de chaque TB sur qa, on normalise d'abord ces TB selon la formule de la variable centrée réduite:

$$[TB_i - \text{moyenne}(TB_i)] / \text{stdev}(TB_i)$$

Où stdev (TB_i) désigne l'écart type de TB_i

Puis, on fait la régression simple sur chaque TB. Le tableau 5.2 montre les coefficients de régression normalisés obtenus.

n°	TB	Fréquences (GHz)	Coefficients normalisés
1	TB1	21.8	0.568
2	TB2	31.4	0.43
3	TB5	53.596+/-0.115	0.069
4	TB7	54.9	0.029
5	TB8	55.5	-0.031
6	TB11	57.529+/-0.322+/-0.048	0.115
7	TB13	57.529+/-0.322+/-0.010	0.019
8	TB15	89	0.558
9	TB17	150	-0.023

Tableau 5.2 coefficients de régression normalisés

Le coefficient de régression normalisé permet de mieux juger l'importance relative d'une variable dans la régression. Le tableau 5.2 montre que TB1, TB2, et TB15 ont un effet relatif important sur q_a , comme on pouvait s'y attendre puisqu'à 23.8 GHz (TB1) on est près d'une raie d'absorption faible de la vapeur d'eau, et la longueur d'onde correspondante est très importante devant la taille des gouttes d'eau de l'atmosphère, de ce fait le rayonnement provenant des couches superficielles de l'atmosphère parvient sans problème jusqu'au radiomètre. On retrouve les mêmes effets pour le canal 31.4 GHz (TB2), tandis le canal 89 GHz (TB15) est un canal « fenêtre » donc plus sensible à la surface. Les contributions des canaux TB5, TB7, TB8, TB11, TB13 (centrés autour de 60 GHz, raie de l'oxygène) sont faibles, ce qui montre que la relation directe entre TB et q_a est peu sensible à la température en altitude et à la pression de surface. Le canal 150 GHz (TB17) de par son éloignement de la raie d'absorption de la vapeur d'eau est sensible à la surface, mais sa contribution moindre peut s'expliquer par le fait qu'il est en même temps sensible à la vapeur d'eau plus haut dans l'atmosphère. TB3, TB4 et TB16 malgré leur bonne corrélation (voir tab 5.1) avec q_a n'apparaissent pas dans la combinaison choisie. Une explication possible est l'effet de colinéarité entre canaux de surface (redondance), dont l'effet est de ne pas améliorer la performance de la régression. Il est surprenant de constater que les 3 derniers canaux de AMSU-B (183.3 ± 1 , 183.31 ± 3 , 183.31 ± 7 GHz) qui correspondent à TB18, TB19, et TB20 et qui sont très sensibles à la vapeur d'eau atmosphérique n'apparaissent pas dans la combinaison. Ces canaux se trouvent sur une raie d'absorption de la vapeur d'eau qui retient le rayonnement émis par la surface, et le réémet vers le bas (ce qui fait de la vapeur d'eau le principal gaz à effet de serre). Ceci fait que le rayonnement mesuré par le radiomètre dans ces canaux est peu sensible à la surface. Ces résultats soulignent l'intérêt d'adopter une stratégie objective et empirique de sélection des canaux, sans laquelle il était tentant de prendre tous les canaux AMSU en considération, et en particulier les canaux AMSU-B.

Dans le tableau 5-3 nous présentons les statistiques obtenues (coefficients normalisés et corrélations) après avoir fait la régression linéaire en utilisant toutes les combinaisons possibles de 2 TB parmi les 9 choisies. Ceci a pour objectif de déceler l'éventuelle sensibilité de paires de canaux à q_a . La régression se fait sur la base d'apprentissage, puis nous l'appliquons sur la base test.

CHAPITRE 5 : RESTITUTION DE L'HUMIDITE SPECIFIQUE PAR LA METHODE DE LA REGRESSION LINEAIRE MULTIPLE

TB combinaisons	Coeff. Normalisés		Corrélation (apprentissage)	Corrélation (test)
TB1-TB2	1.280	-0.763	0.63	0.61
TB1-TB5	0.936	0.623	0.76	0.74
TB1-TB7	0.882	0.541	0.72	0.70
TB1-TB8	0.841	0.464	0.68	0.66
TB1-TB11	0.720	-0.278	0.61	0.59
TB1-TB13	0.674	-0.258	0.61	0.59
TB1-TB15	0.343	0.253	0.58	0.56
TB1-TB17	0.634	0.193	0.60	0.57
TB2-TB5	0.684	0.452	0.57	0.55
TB2-TB7	0.615	0.352	0.52	0.51
TB2-TB8	0.579	0.278	0.49	0.47
TB2-TB11	0.481	-0.109	0.44	0.42
TB2-TB13	0.482	-0.148	0.45	0.43
TB2-TB15	0.045	0.525	0.56	0.54
TB2-TB17	0.598	0.306	0.50	0.47
TB5-TB7	1.007	-0.957	0.20	0.19
TB5-TB8	0.569	-0.549	0.24	0.23
TB5-TB11	0.386	0.411	0.27	0.27
TB5-TB13	0.131	0.100	0.10	0.10
TB5-TB15	0.502	0.822	0.70	0.69
TB5-TB17	0.073	-0.033	0.08	0.08
TB7-TB8	0.857	-0.858	0.23	0.23
TB7-TB11	0.289	0.337	0.22	0.22
TB7-TB13	0.067	0.061	0.06	0.06
TB7-TB15	0.506	0.844	0.70	0.68
TB7-TB17	0.030	-0.024	0.04	0.04
TB8-TB11	0.108	0.193	0.14	0.14
TB8-TB13	-0.031	0.001	0.03	0.03
TB8-TB15	0.440	0.813	0.66	0.65
TB8-TB17	-0.031	-0.023	0.04	0.04
TB11-TB13	0.213	-0.135	0.15	0.16
TB11-TB15	-0.255	0.694	0.60	0.57
TB11-TB17	0.114	-0.021	0.12	0.12
TB13-TB15	-0.230	0.646	0.60	0.57
TB13-TB17	0.018	-0.022	0.03	0.04
TB15-TB17	0.562	-0.062	0.56	0.54

Tableau 5.3 Statistiques des régressions avec 2 TB

Le tableau 5.3 montre que l'association à d'autres fréquences de certaines fréquences supposées théoriquement comme étant peu sensibles à la surface, pour faire la régression, donne de bonnes corrélations par rapport aux mesures in situ, aussi bien pour la phase apprentissage que pour la phase test. Ainsi on note des corrélations de 0.72 et 0.74 pour l'apprentissage et le test quand on utilise TB1 et TB7. Le coefficient normalisé (0.54) de TB7

montre que celle-ci peut avoir un effet relatif non négligeable sur q_a . TB5 et TB8 semblent aussi avoir une importance relative pour la restitution de q_a quand ils sont associés à TB1 avec des coefficients de régression normalisée de 0.62 et 0.46 respectivement.

5-3-4 Etude l'effet de la variation des angles de visée du satellite

La température de brillance mesurée par les radiomètres AMSU dépend de la fréquence mais aussi de l'angle de visée du satellite. Le choix des canaux étant fait, on se propose alors de voir comment évolue l'erreur en fonction des angles de visée du satellite.

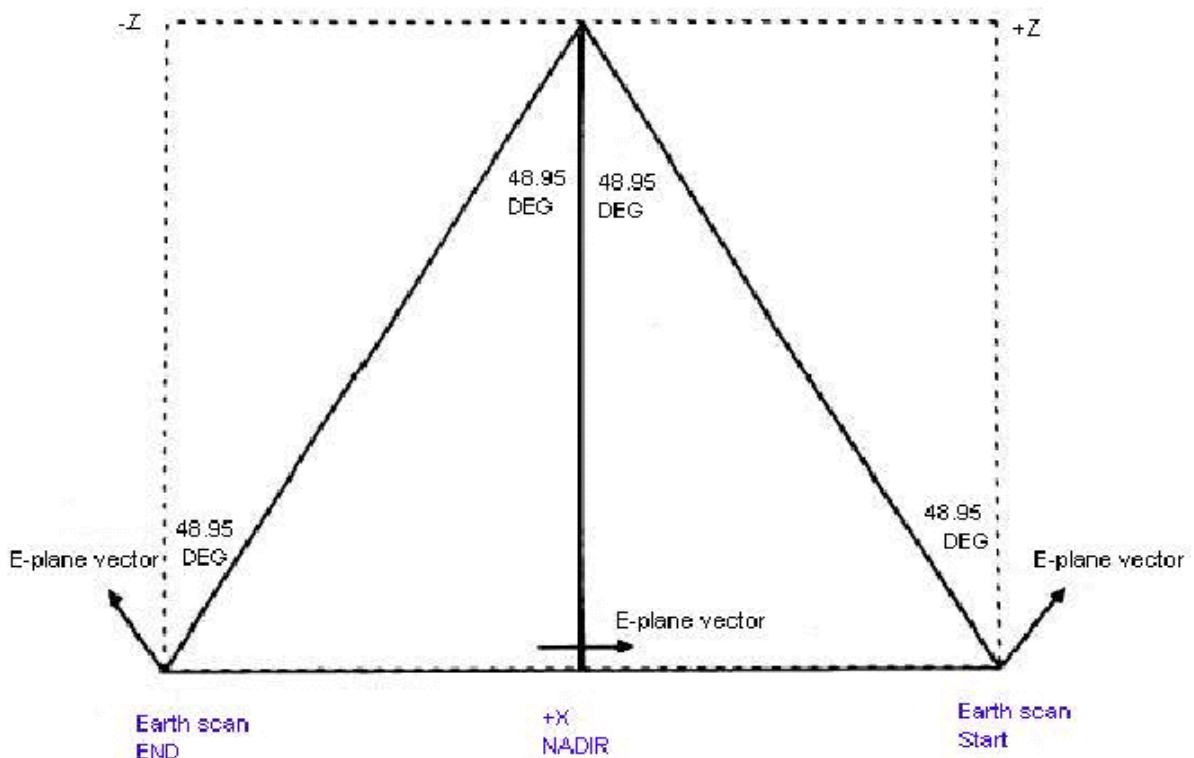


Figure 5.7 Variation angles de visée (thèse F. Karbou 2004)

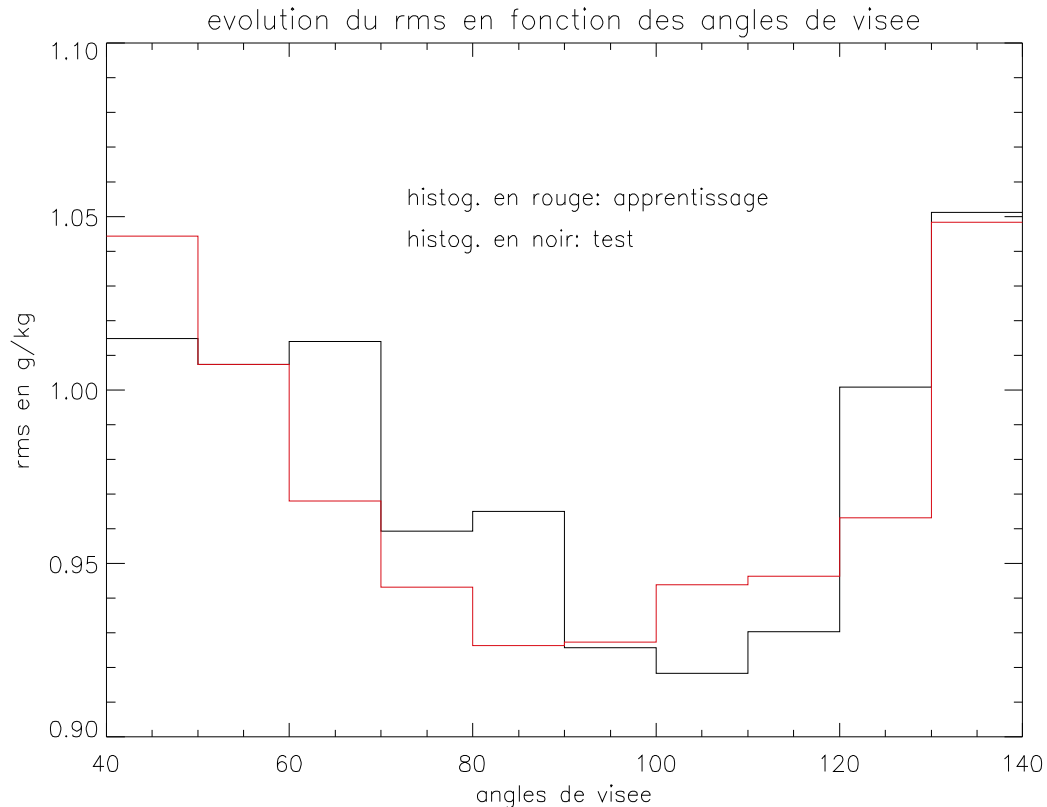


Figure 5.8 : Evolution de l'erreur en fonction des angles de visée du satellite

La figure 5.8 montre que l'erreur est moins importante quand on s'approche du nadir (entre 70° et 120° par rapport à l'horizontale). La valeur minimale est de 0.92 g/kg pour la phase test alors que quand on s'éloigne du nadir (angle <70° et angle > 120°) l'erreur augmente de plus en plus et atteint même la valeur de 1.04 g/kg. En fait, ceci est dû au fait que pour le mode nadir, le satellite scanne l'atmosphère en dessous du satellite, donc il reçoit plus facilement l'information de surface, tandis que pour les autres modes (angles importants) l'instrument vise à travers l'atmosphère de manière inclinée, donc la contribution relative de la surface mesurée est moins importante.

Cependant, si le choix de faire un algorithme en fonction des angles de visée du satellite présente l'avantage de réduire l'erreur par rapport aux mesures in situ en ne prenant que les angles autour du nadir, il présente l'inconvénient de ne pas se servir de l'information fournie avec les autres angles, par conséquent l'échantillon de produit final que nous aurons ne va pas couvrir certains endroits de l'océan. L'algorithme obtenu sera alors un algorithme trop spécialisé aux angles autour du nadir, alors que nous avons besoin d'un modèle généralisé qui nous permet d'avoir des mesures en n'importe quels points.

5-4 Validation de l'algorithme

La validation consiste à vérifier les performances de l'algorithme pour une utilisation ultérieure. Nous validons notre algorithme en l'appliquant aux TB de l'année 2006, puis en comparant le résultat obtenu aux mesures de surface faites par 55 bouées TAO/PIRATA (figures 3.3 et 3.4, chap.3), puis aux mesures bateau (campagne egee) faites de mai à juillet 2006 sur le Golfe de Guinée (voir chapitre 4 pour la colocalisation). La figure 5.9 illustre cette validation en représentant les q_a restituées par notre algorithme en fonction des q_a in situ mesurées par les bouées. L'écart type entre les valeurs restituées et les valeurs in situ est alors 0.97g/kg, la corrélation est de 0.81, et le biais est négligeable (-0.2 g/kg). Cette valeur de l'écart-type est similaire à celles obtenues pour l'apprentissage et le test. La comparaison avec les données egee (figure 5.10) montre un écart réduit (0.52g/kg) et une bonne corrélation (0.94), par contre le biais est non négligeable (1.29g/kg). En plus, les conditions de mesures des bouées (qui ont servi à établir l'algorithme) ne sont pas forcément identiques aux conditions de mesures du bateau (egee). Il faut surtout noter que la campagne egee s'est déroulée de 24 mai au 6 juillet 2006 et que par conséquent, la plupart des mesures du navire sont faites au mois de juin 2006, or comme nous le verrons plus tard (figure 5.27), il y a une forte différence au niveau des conditions de surface entre juin 2004 (année dont les observations sont utilisées pour établir et tester notre algorithme de restitution) et juin 2006. En effet, en juin 2004, on est en présence déjà des remontées d'eaux froides dans le golfe de guinée, alors quand juin 2006 les eaux restaient toujours chaudes (figure 5.27) avec le déclenchement tardif de la mousson africaine. Nous soupçonnons un changement entre 2004 et 2006 de la structure verticale de l'atmosphère, avec un flux de mousson moins chargé en vapeur d'eau en juin 2006, car les masses d'air chargées d'humidité ne sont pas encore assez réchauffées par les eaux chaudes pour s'élever et former des nuages précipitants.

On montre peut être par là la limite des algorithmes statistiques sur bases de données réelles, car par essence, toutes les situations possibles ne sont pas couvertes. Toutefois, il s'agit d'un biais, donc il peut être corrigé. Ces résultats montrent une amélioration par rapport aux précédents algorithmes car comme le montrent les figures 5.11 et 5.12, les comparaisons avec les observations bouées des q_a restituées par Bentamy et al. (2002), et Jackson et al. (2006) montrent des écarts par rapport aux mesures in situ assez importants (respectivement 1.68g/kg et 1.18g/kg). Cependant Jackson et al. n'utilisent pas les observations in situ TAO-PIRATA

pour établir leur algorithme. Bentamy et al. utilisent en plus des données TAO, des observations issues d'autres bouées (voir l'introduction du chapitre).

Il faut préciser que parmi les 55 bouées utilisées pour faire la validation, certaines sont différentes de celles utilisées pour établir l'algorithme, car nous avons ajouté 5 bouées se situant sur l'équateur, une bouée se trouvant à 9°N-140°W, une bouée à 10°S-10°W. Ceci rajoute plus de crédibilité à notre modèle car ce sont des points différents à des dates différentes qui ont été utilisés.

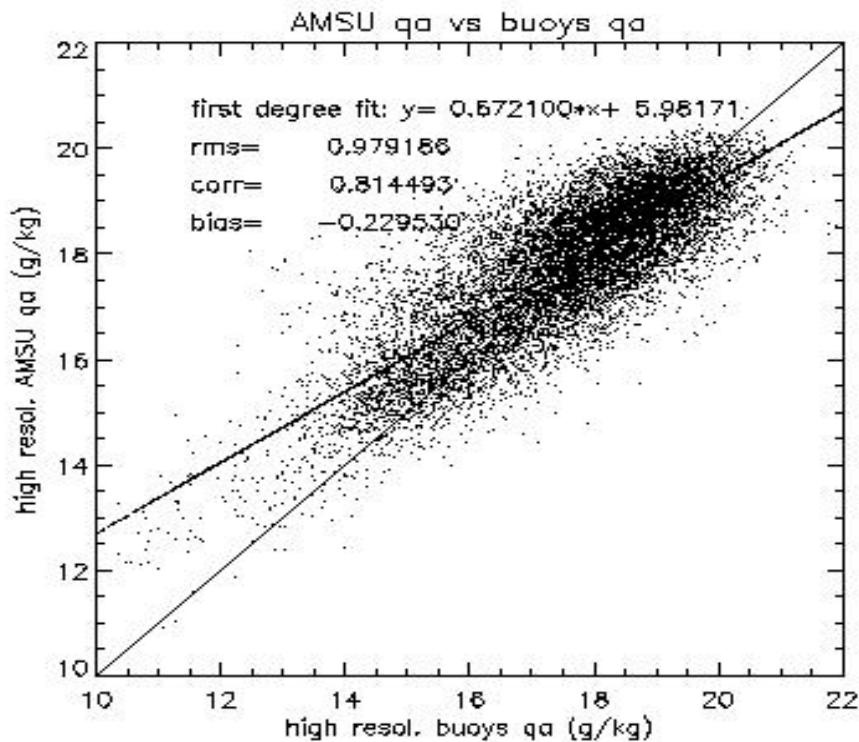


Figure 5.9 Validation de l'algorithme avec les données de 2006.

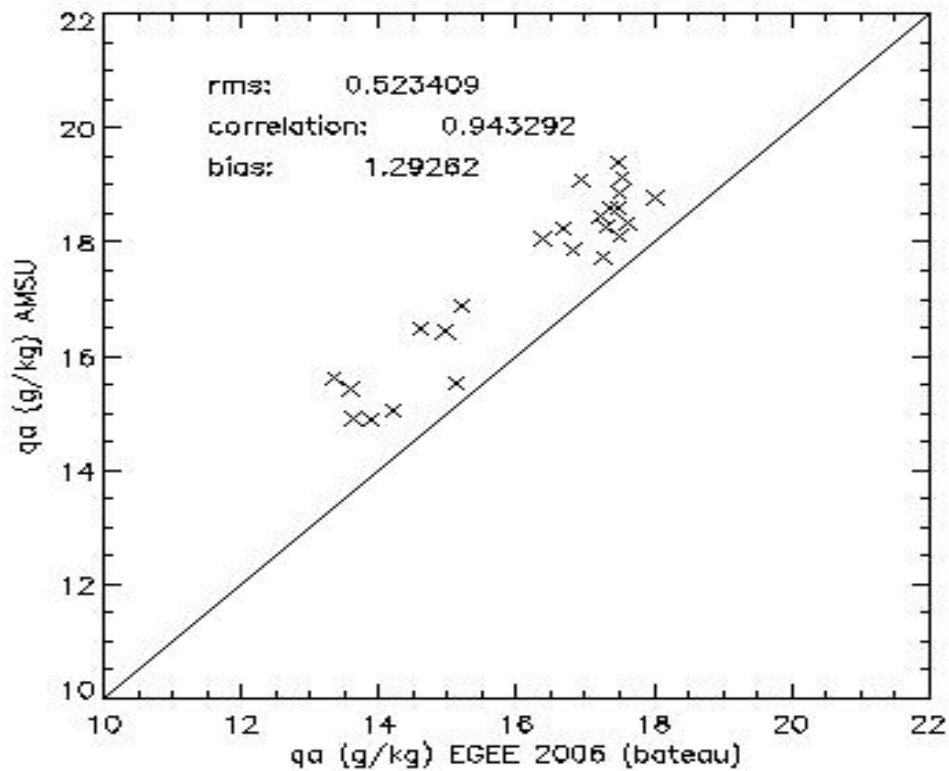


Figure 5.10 Validation de l'algorithme avec les données du bateau / EGEE

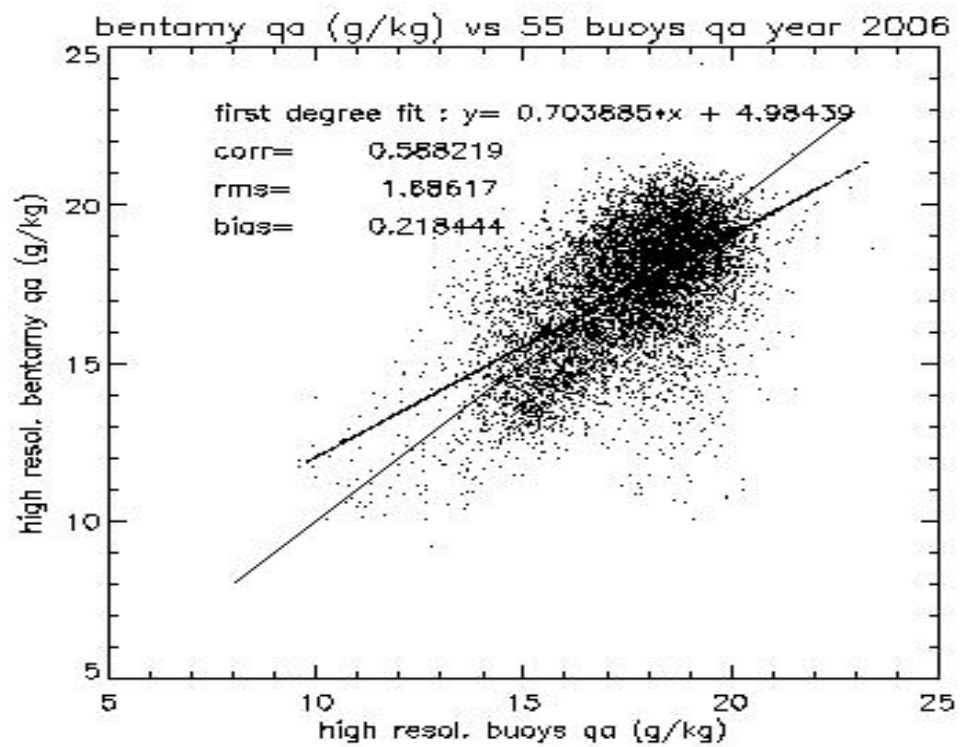


Figure 5.11 Comparaison entre l'humidité fournie par l'algorithme de Bentamy et al.(2003) et les mesures in situ

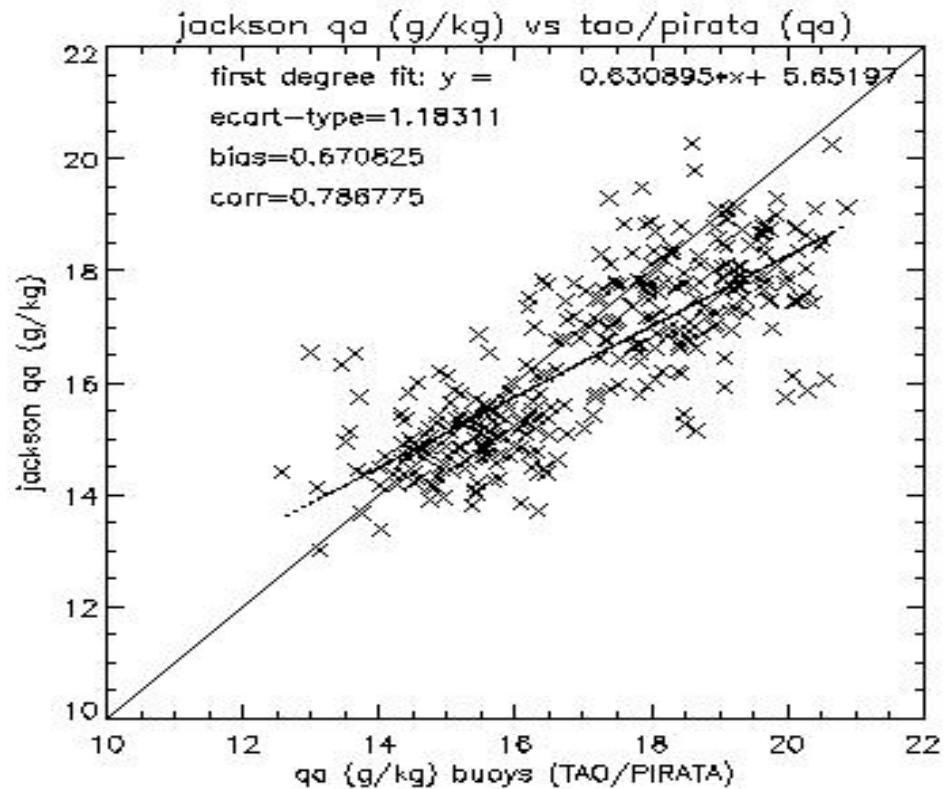


Figure 5.12 Comparaison entre l'humidité fournie par l'algorithme de Jackson et al. (2006) et les mesures in situ

5-5 Distribution spatiale de l'humidité mensuelle et champ d'anomalies dans le Golfe de Guinée – Comparaison avec les analyses de ECMWF et les réanalyses du NCEP

5-5-1 Champs d'humidités mensuelles

La compréhension des phénomènes atmosphériques dans le Golfe de Guinée, avec les échanges d'énergie à l'interface air-mer, est indispensable dans l'étude du déclenchement de la mousson africaine dû au gradient entre l'air chaud et sec du Sahara et l'air froid et humide du Golfe de Guinée. Pour contribuer à cette compréhension, nous fournissons un outil validé d'estimation de l'humidité qui joue un rôle important dans le déclenchement de la mousson africaine car celui-ci indique, d'après Cadet et Nnoli (1987), le transport de l'humidité du

Golfe de Guinée vers le Nord et son advection vers l'Ouest par le Jet d'Est Africain (AEJ), d'où l'importance d'une bonne restitution de ce paramètre. En raison de la forte humidité atmosphérique dans cette zone et la nébulosité importante, les modèles et les algorithmes ont du mal à estimer l'humidité de l'air au-dessus de l'océan.

Nous comparons le produit fourni par le satellite aux analyses issues de ECMWF et aux réanalyses de NCEP, seules données disponibles à l'échelle globale. Les données des modèles, NCEP et ECMWF, sont disponibles aux temps 00h, 06h, 12h et 18h. Le satellite passant en moyenne deux fois par jour en un même point géographique à des instants qui ne correspondent pas forcément aux instants de mesures de NCEP et ECMWF, nous nous proposons d'analyser la distribution spatiale de l'humidité à l'échelle mensuelle afin de pouvoir mieux comparer les différents produits, de suivre la stabilité de l'algorithme et d'étudier la variabilité inter mensuelle.

La résolution utilisée pour le satellite est de $0.5^\circ \times 0.5^\circ$ et permettra de mettre en évidence les phénomènes à l'échelle spatiale réduite. Les champs issus de ECMWF ont une résolution de $1.125^\circ \times 1.125^\circ$ et ceux issus du NCEP ont une résolution de $2.5^\circ \times 2.5^\circ$.

L'observation des champs d'humidité (fig. 5.13 à 5.16) montre l'existence d'une dynamique plus importante avec le satellite alors que pour les analyses et réanalyses, les structures spatiales sont à des échelles plus importantes. NCEP et ECMWF semblent fournir la même information la plupart du temps. Les valeurs d'humidité produites par le satellite sont supérieures (de 10 à 20 %) à celles fournies par NCEP et ECMWF, et peuvent atteindre 21g/kg entre mars et mai, ce qui est à priori satisfaisant car il est connu que les modèles ont tendance à sous-estimer l'humidité dans le Golfe de Guinée. D'avril à août 2006, nous remarquons une décroissance des valeurs d'humidité satellite, d'un mois à un autre. En réalité, ceci est conforme à ce que l'on a l'habitude d'observer dans cette zone, et fait penser à la mousson africaine par l'advection de l'humidité vers le nord pendant cette période. A partir de septembre 2006, l'humidité satellite commence à croître faisant penser au retour du front intertropical. Ces phénomènes observés peuvent être considérés comme une sorte de validation qualitative de notre algorithme.

Cependant nous remarquons dans les figures 5.13 à 5.16 la présence d'une légère bande rouge vers 4°N sur les cotés. On peut penser qu'il s'agit de fortes humidités ou qu'elle est due à un signal physique, ou à la présence de nuages. Si c'est ce dernier cas une correction doit être apportée sur les températures de brillance mesurées par les radiomètres pour éliminer

cette influence. Cette bande rouge peut aussi être causée par une pollution des Tb par la terre mais peut aussi s'expliquer par la présence des lobes secondaires.

5.5.2 Anomalies mensuelles

L'anomalie que nous étudions ici représente la différence entre l'humidité mensuelle en chaque point et la moyenne mensuelle de la zone. Nous présentons ici les anomalies mensuelles pour les mois de mai 2006 (Figure 5.17) et Juillet 2006 (figure 5.18) pour le satellite (AMSU), ECMWF et les NCEP, dans le but de pouvoir mieux les comparer.

En mai 2006 (figure 5.17), nous distinguons des anomalies positives entre 0° et 5°N , pour le satellite, qui sont plus marquées (environ 2 g/kg) que celles que nous observons avec NCEP et ECMWF.

Cependant entre 5°S et 10°S le satellite, NCEP et ECMWF semblent être en bon accord avec les valeurs négatives observées. Toutefois, nous observons toujours de très fortes anomalies positives près des côtes à 5°N sur les estimations du satellite, et qui pourraient être dues à une augmentation de l'humidité.

CHAPITRE 5 : RESTITUTION DE L'HUMIDITE SPECIFIQUE PAR LA METHODE DE LA REGRESSION LINEAIRE MULTIPLE

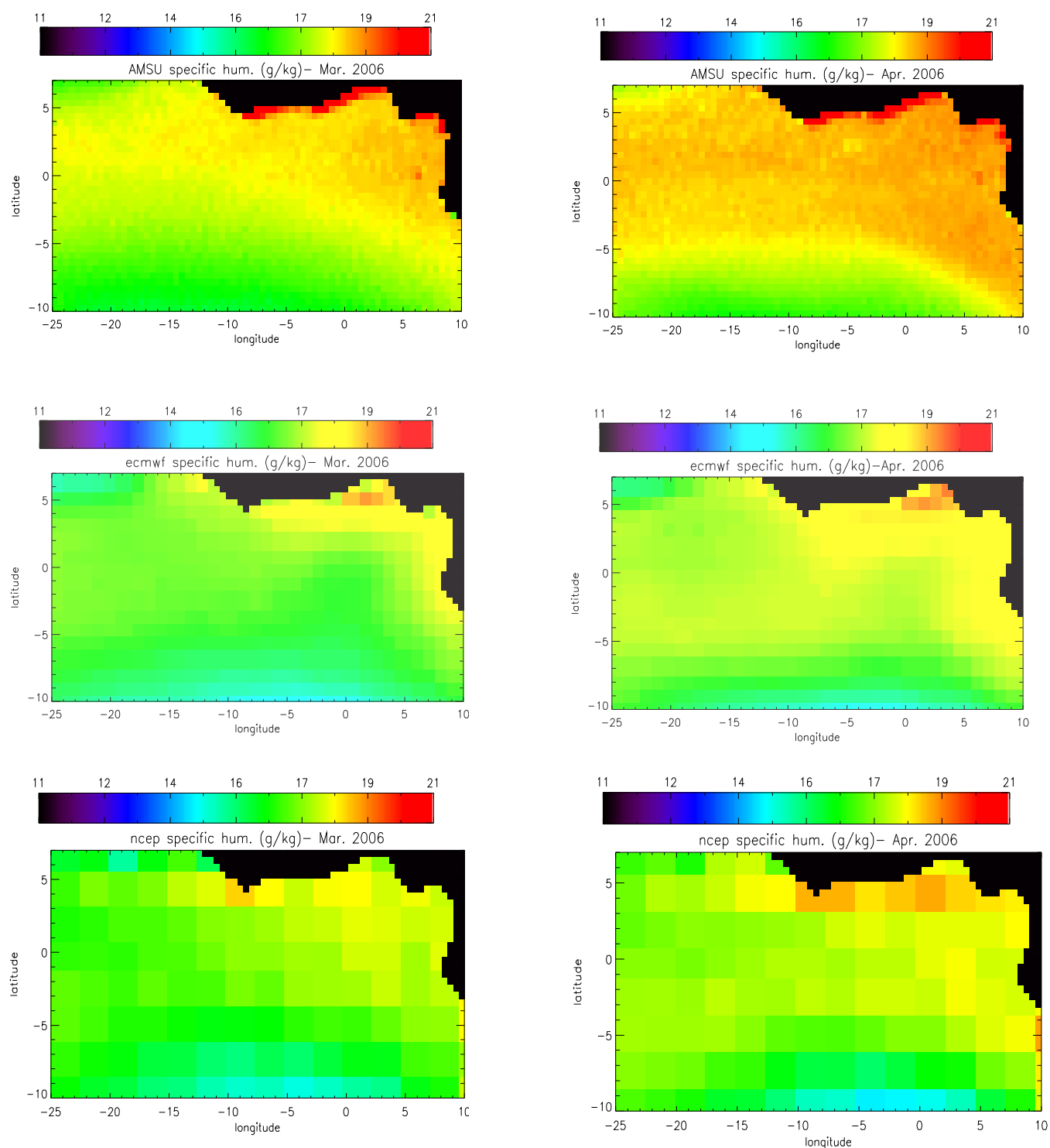


Figure 5.13 Champs d'humidité mensuelle AMSU, ECMWF et NCEP pour mars et avril 2006

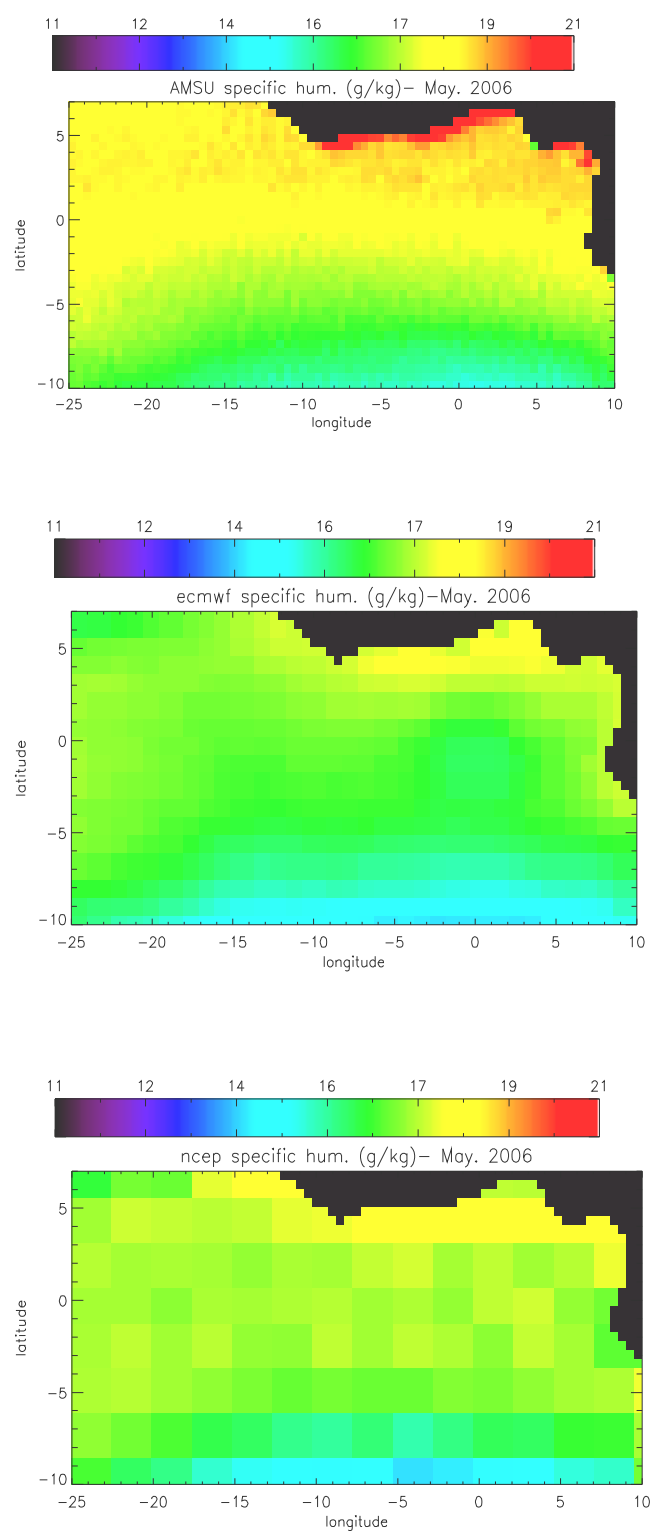
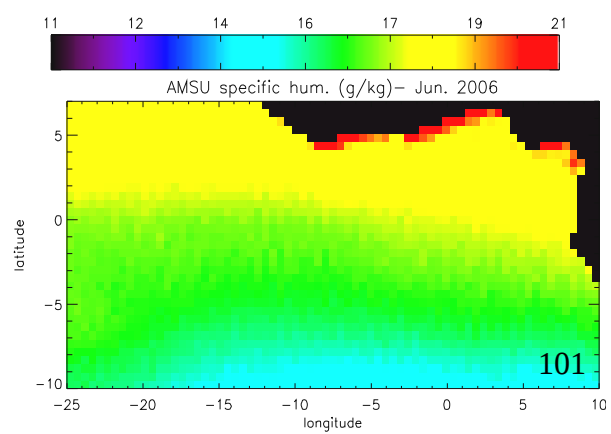


Figure 5.14 Champs d'humidité mensuelle AMSU, ECMWF et NCEP pour mai et juin 2006



CHAPITRE 5 : RESTITUTION DE L'HUMIDITE SPECIFIQUE PAR LA METHODE DE LA REGRESSION LINEAIRE MULTIPLE

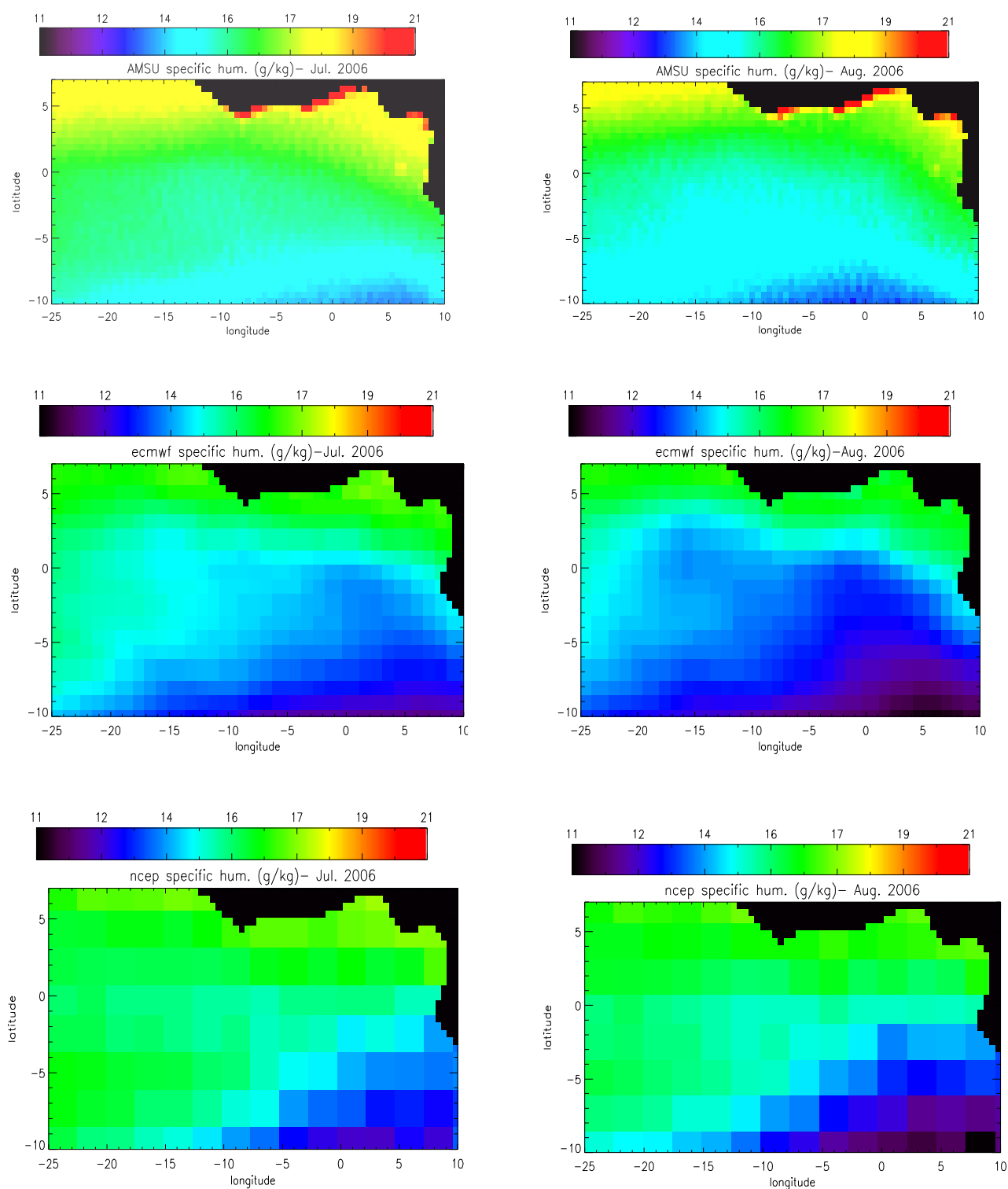


Figure 5.15 Champs d'humidité mensuelle AMSU, ECMWF et NCEP pour juillet et août 2006

CHAPITRE 5 : RESTITUTION DE L'HUMIDITE SPECIFIQUE PAR LA METHODE DE LA REGRESSION LINEAIRE MULTIPLE

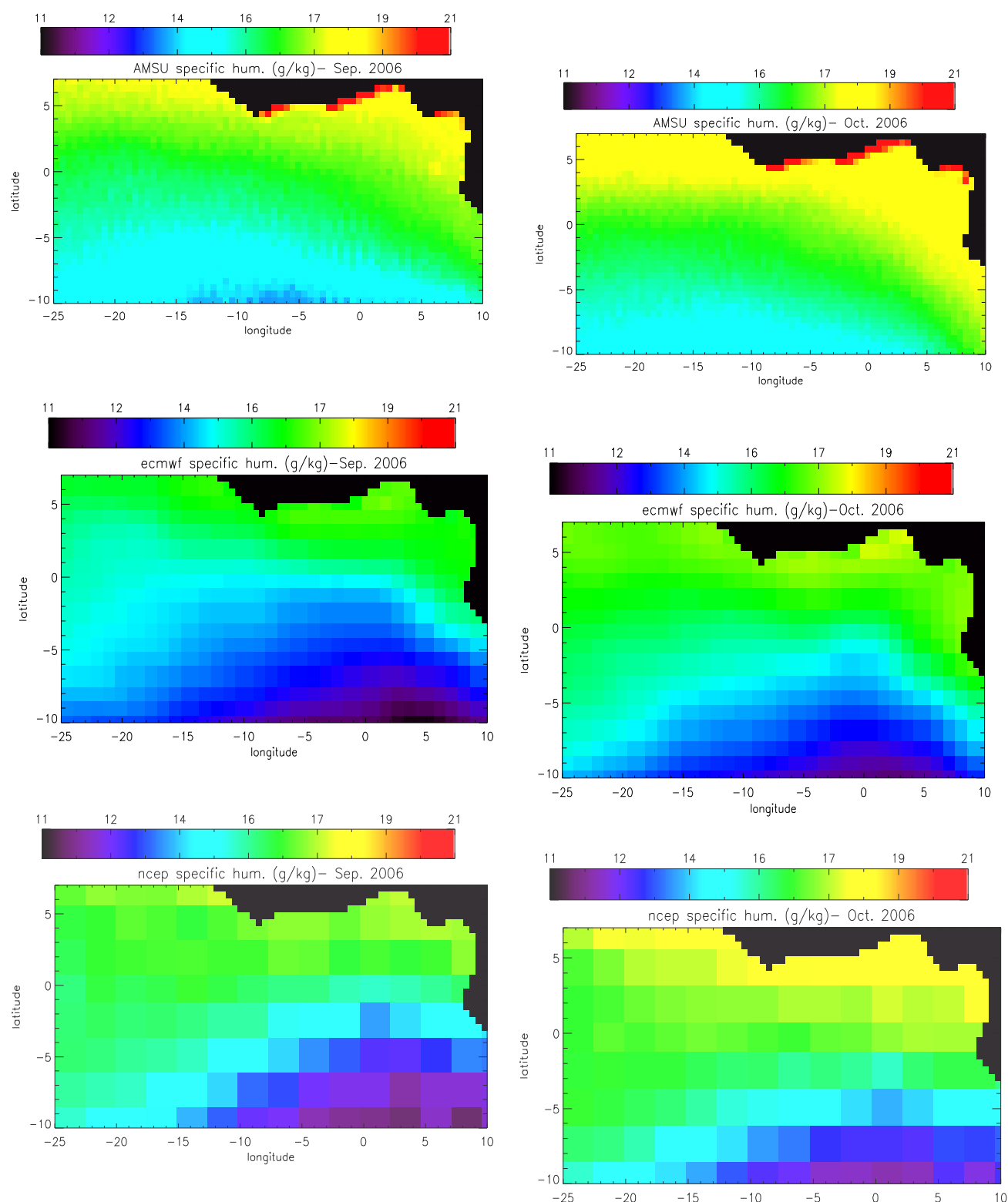


Figure 5.16 Champs d'humidité mensuelle AMSU, ECMWF et NCEP pour septembre et octobre 2006

En juillet 2006 (figure 5.18), le satellite montre une zone d'anomalies négatives entre 0°N5°S et 15°W 10°W, que les modèles ne montrent pas bien, et qui n'apparaissent pas en mai. Ces anomalies négatives sont peut être dues à la remontée des eaux froides (upwelling) dans cette zone, qu'on observe souvent pendant la période d'installation de la mousson africaine. Aussi entre 0 et 5°N nous observons une bande horizontale d'anomalies positives avec le satellite, qui s'accroît en juillet et que ECMWF arrive aussi à montrer. Ces anomalies positives s'expliquent par le fait que l'advection de l'humidité vers le nord et la remontée des eaux froides vers le sud font que l'humidité augmente plus rapidement au nord entre 0 et 5°N que dans l'ensemble de la zone.

5-5-3 Evolution zonale de l'humidité mensuelle dans le golfe de guinée :

Nous comparons en fonction de la longitude, à la latitude 0°, l'évolution de l'humidité mensuelle issue de notre algorithme à celle mesurée par les bouées dans le golfe de Guinée, et aux humidités mensuelles issues des analyses de ECMWF, réanalyses du NCEP. Cette comparaison est la seule opportunité de validation horizontale des mesures spatiales et des champs des modèles. La figure 5.19 illustre cette comparaison. On ne peut en tirer une conclusion décisive, mais on peut juste remarquer que le satellite et les bouées évoluent avec une même tendance pour le mois de juin 2006, et qu'en juillet 2006, le satellite arrive à déterminer au point 0°N10°W une humidité mensuelle égale à celle mesurée par la bouée. Toutefois, il est évident que satellites, modèles et données de surface ne donnent pas parfaitement satisfaction dans cette configuration de comparaison. Le problème qui se pose est celui du manque de données au niveau de certaines bouées dans le Golfe de Guinée pendant l'année 2006, mais aussi le nombre réduit de bouées (6 bouées).

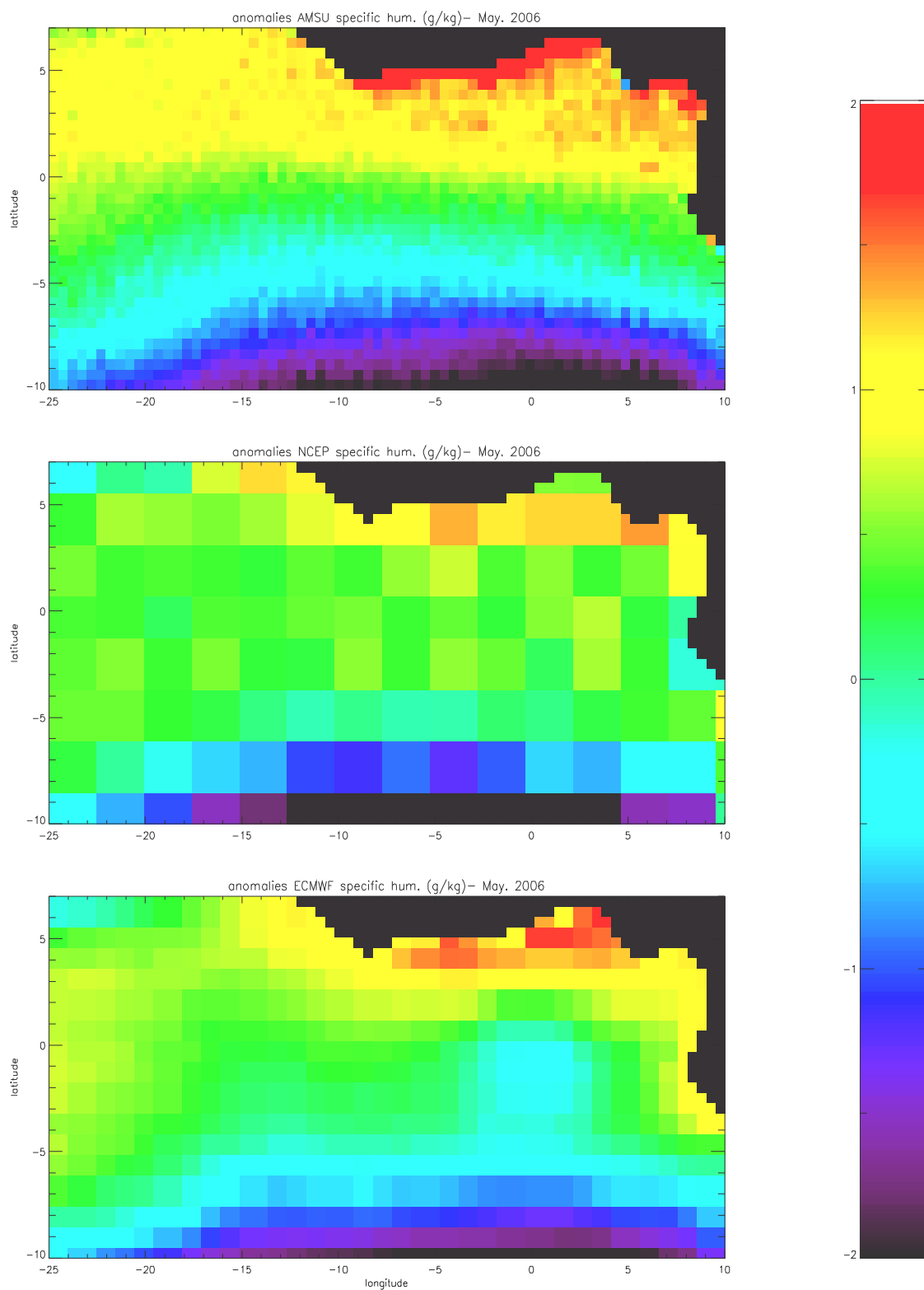


Figure 5.17 anomalies (g/kg) d'humidité mensuelle dans la zone pour le satellite (AMSU), NCEP et ECMWF – mai 2006

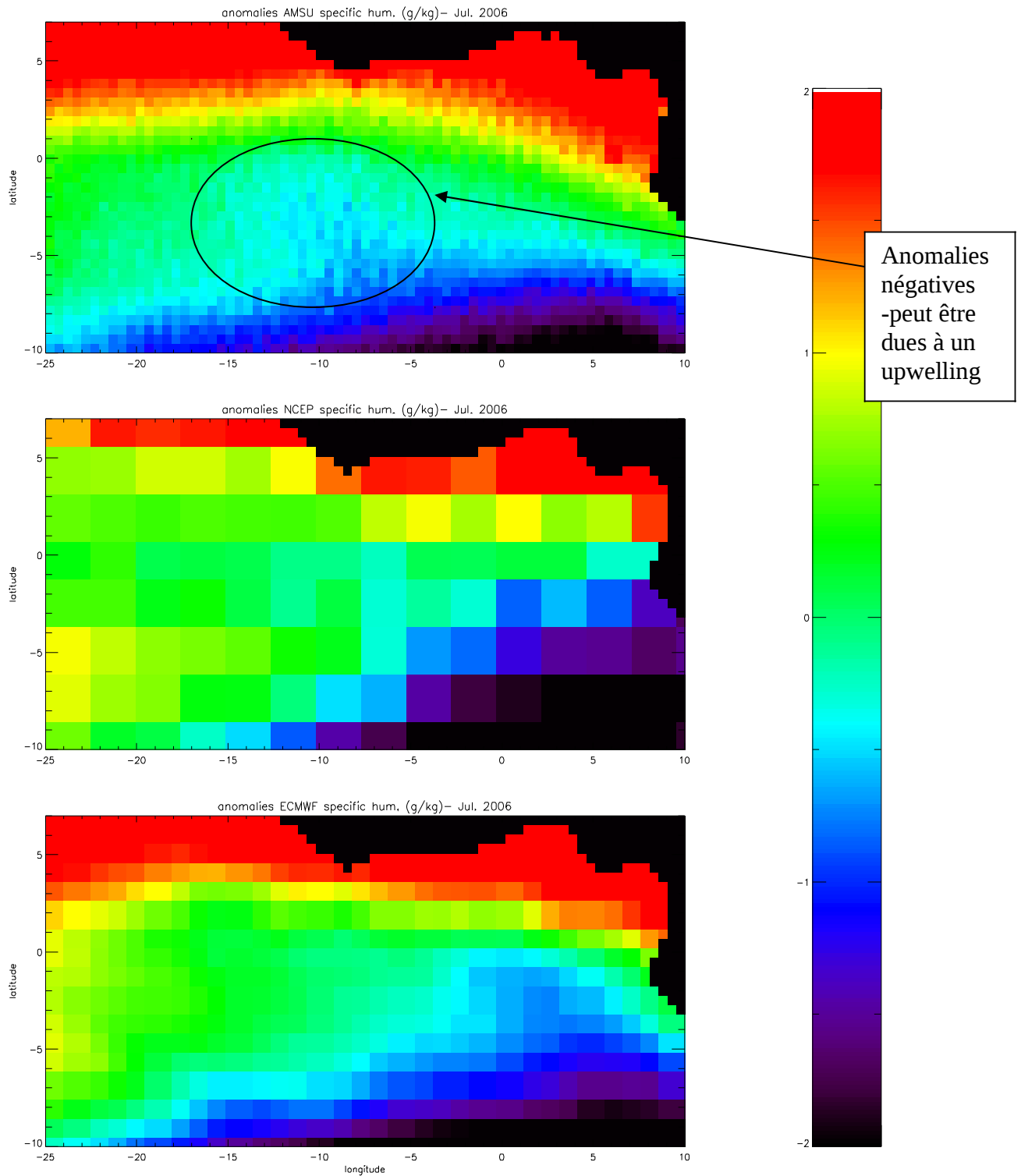


Figure 5.18 anomalies (g/kg) d'humidité mensuelle dans la zone pour le satellite (AMSU), NCEP et ECMWF – juillet 2006

CHAPITRE 5 : RESTITUTION DE L'HUMIDITE SPECIFIQUE PAR LA METHODE DE LA REGRESSION LINEAIRE MULTIPLE

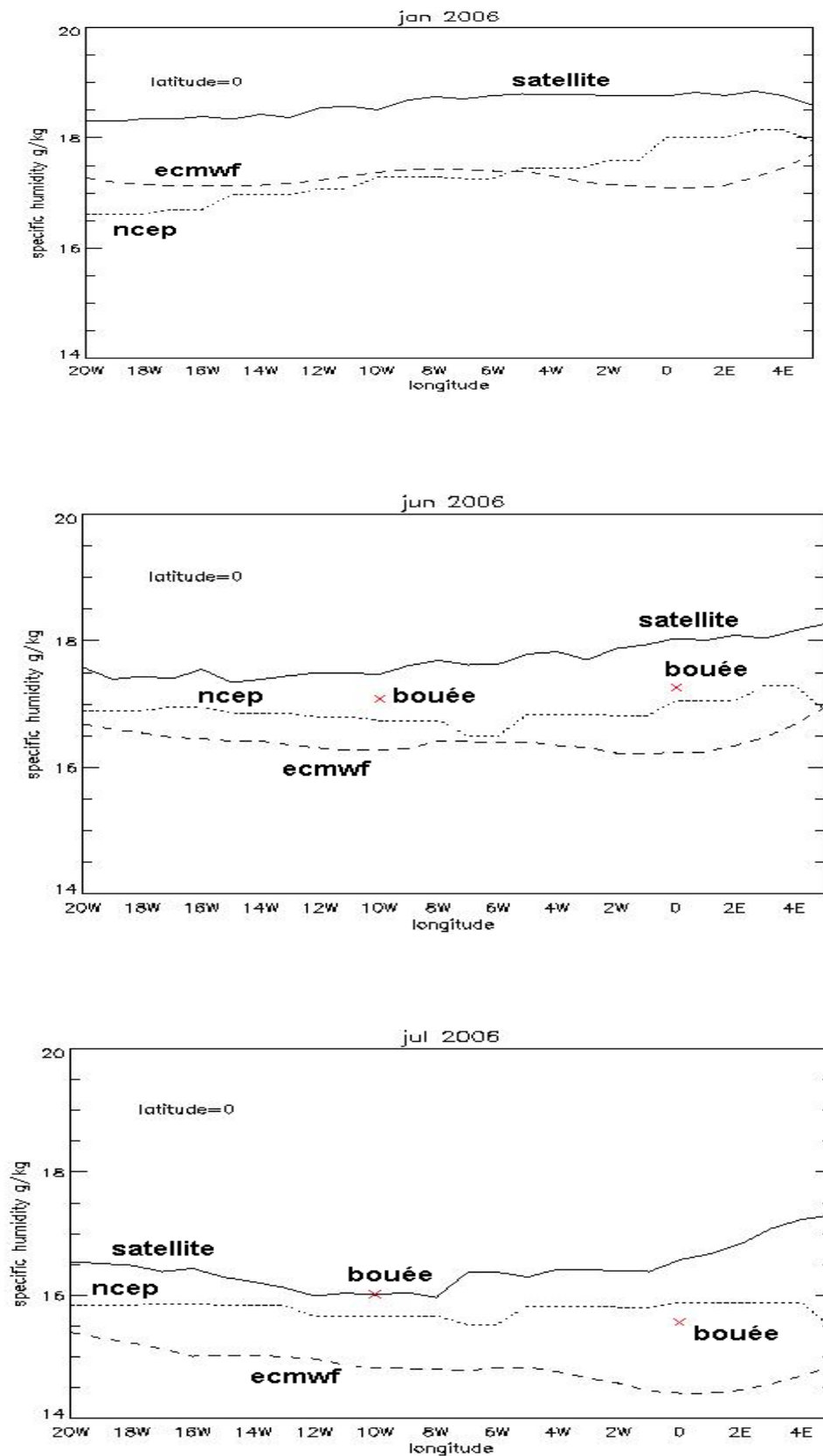


Figure 5.19 Evolution de l'humidité à 0° nord en janvier, juin et juillet 2006 pour le satellite, NCEP, ECMWF, et les bouées

5-6 Impact de la température de surface de la mer et amélioration de la restitution

La surface de la mer a sans aucun doute une contribution sur le rayonnement mesuré par les radiomètres. De ce fait, pour mieux estimer l'humidité à 3m, il est important de tenir compte de ses effets sur ce rayonnement. Il n'est pas aisé de distinguer les contributions relatives de la surface de la mer et de l'atmosphère sur la température de brillance mesurée au niveau du satellite. Même si l'émissivité de l'océan n'est pas prépondérante aux fréquences considérées, nous nous proposons tout de même de tenir compte de l'impact du rayonnement de surface sur la température de brillance totale en essayant d'éliminer ses effets sur celle-ci. Pour cela, nous allons prendre en compte dans notre restitution une variable de la surface de la mer qui est liée au rayonnement émis par cette surface : la température de surface de la mer (sst). Cette approche permet aussi de prendre en compte la relation implicite qui peut exister entre température de surface de la mer et humidité.

Dans cette étude, la sst utilisée est celle fournie par le radiomètre micro ondes TMI (voir chapitre 2), qui fait des mesures entre 40°N et 40°S. Ces données sont disponibles sur le site web de Remote Sensing Systems (www.remss.com) sous la Version 4. Cette sst sera utilisée comme variable explicative de la régression, en plus des 9 TB déjà choisies. Toutefois, dans un premier temps nous allons vérifier la précision de cette mesure en la comparant aux sst mesurées par les bouées TAO et PIRATA. La sst TMI a été obtenue par régression linéaire entre les observations micro ondes de TMI et la sst in situ (Wentz et al. 2000). Dans cette étude nous utilisons la sst lissée sur 3 jours, que nous colocalisons avec les TB instantanées de AMSU. Nous considérons que sous cette échelle de temps, la sst ne varie pas trop sur la majeure partie des bassins, le cycle diurne étant inférieur au degré dans le Golfe de Guinée, par exemple (cf. données AMMA).

5.6.1 Comparaison entre les sst issues de TMI et les sst mesurées par les bouées

Nous vérifions d'abord la précision des estimations de TMI en les comparant aux mesures des bouées TAO et PIRATA décrites dans le chapitre 3.

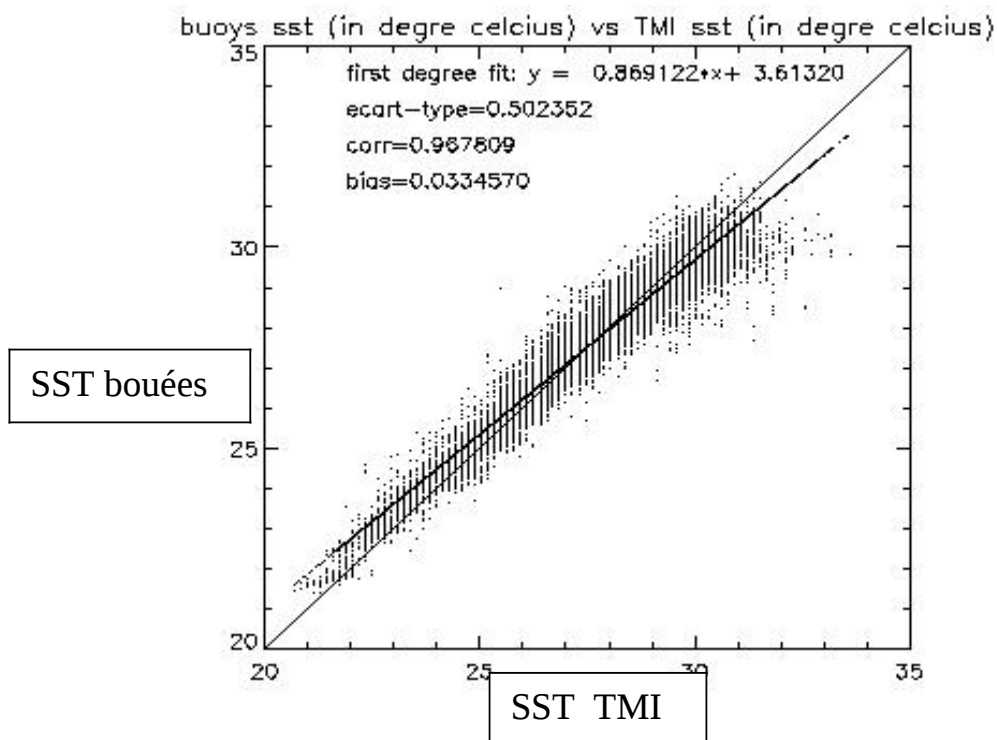


Figure 5.20 Comparaison entre sst/TMI et sst in situ année 2004

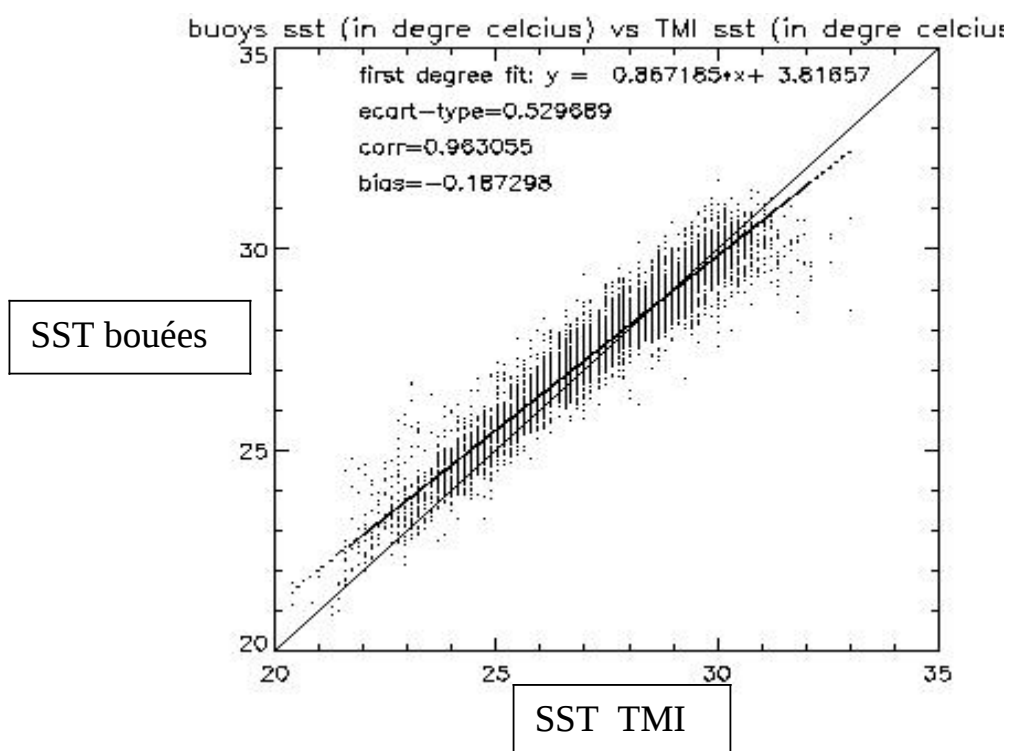


Figure 5.21 Comparaison entre sst/TMI et sst in situ année 2006

CHAPITRE 5 : RESTITUTION DE L'HUMIDITE SPECIFIQUE PAR LA METHODE DE LA REGRESSION LINEAIRE MULTIPLE

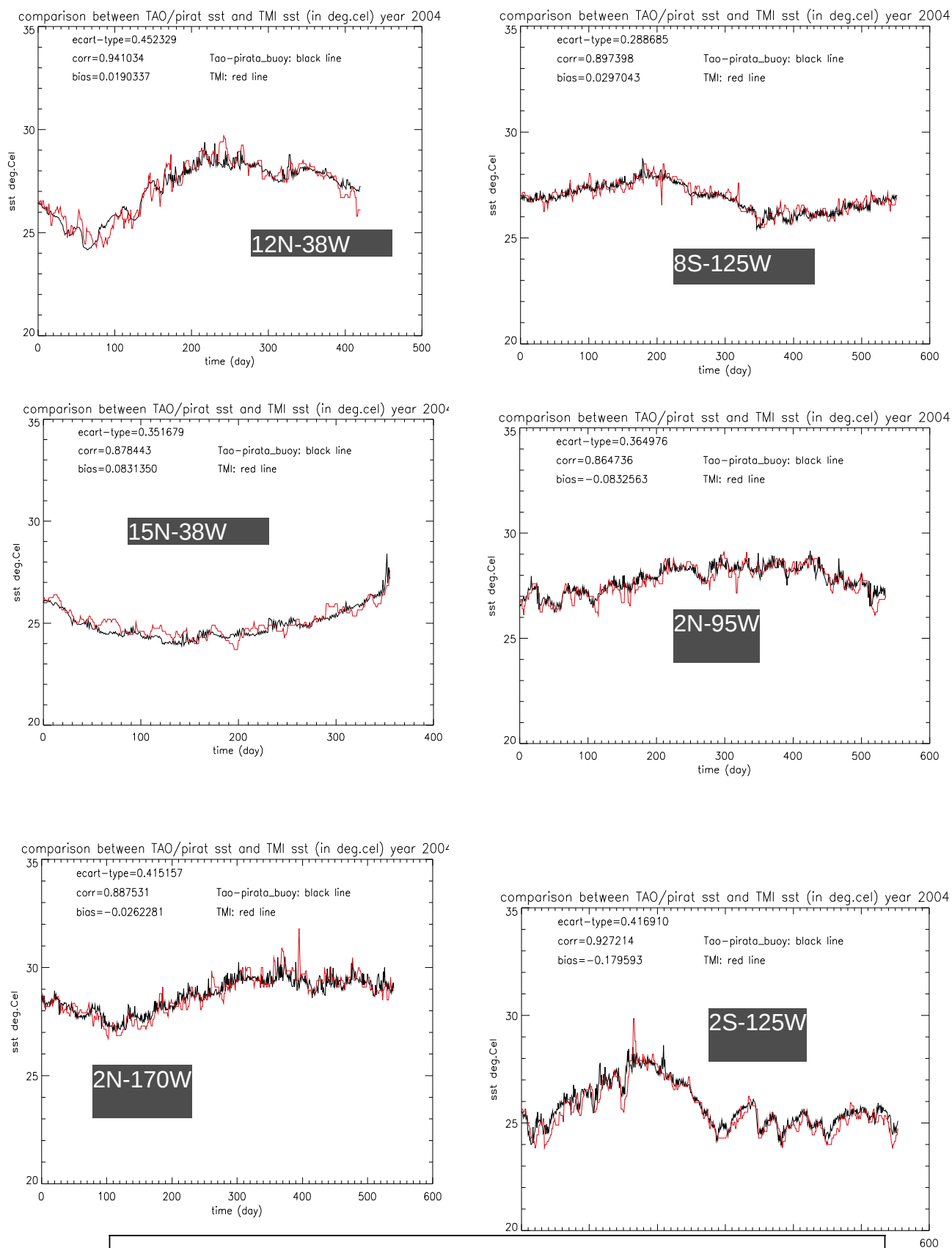


Figure 5.22 Evolution temporelle des sst TMI (en rouge) et in situ (en noir) en quelques points sur l'océan

La figure 5.20 montre la comparaison entre les sst mesurées par 48 bouées TAO/PIRATA (voir chapitre 3) et celles mesurées par TMI, pour toute l'année 2004. La figure 5.21 montre la même chose mais pour l'année 2006, avec cette fois 55 bouées TAO/PIRATA. Nous remarquons que l'écart type entre la sst/TMI et la sst/bouées n'est pas important (0.50 °C pour 2004 et 0.529°C pour 2006). De même les corrélations sont très importantes (0.96), ainsi que les pentes (0.86). Cependant on observe un biais (-0.18°C) pour l'année 2006 alors que pour l'année 2004 le biais est presque nul.

La figure 5.22 montre la comparaison en des points géographiques sur l'océan entre TMI (en rouge) et les bouées (en noir). Nous observons dans tous les cas que les allures sont presque confondues et que les écarts entre les mesures sont faibles.

En résumé, nous avons vérifié que TMI fournit la sst avec un écart-type apparemment acceptable. Par conséquent, nous pouvons utiliser ces données dans la suite de notre étude.

5-6-2 Etablissement et Validation de l'algorithme obtenu avec l'ajout de la sst issue de TMI

Nous reprenons notre jeu de données constitué précédemment (Cf. paragraphe 5.2) avec les 9 fréquences choisies (base d'apprentissage, de test et de validation), et nous rajoutons la sst/TMI colocalisée, comme variable explicative, ce qui nous fait alors un total de 10 variables explicatives (9 TB AMSU et 1 sst/TMI). Nous obtenons alors une nouvelle base d'apprentissage composée de 12971 observations, une base test de 7534 observations et une base de validation de 11529 observations. Ainsi, nous faisons la régression sur les 9 TB (choisis précédemment) et la sst, sur la base d'apprentissage. Le résultat obtenu est illustré par la figure 5.23.

L'algorithme trouvé s'écrit :

$$(5.8) \quad qa = 0.110*TB_1 - 0.030*TB_2 + 0.394*TB_5 - 0.193*TB_7 + 0.005*TB_8 + 0.173*TB_{11} - 0.058*TB_{13} - 0.036*TB_{15} + 0.028*TB_{17} + 0.353*SST - 188.043$$

L'application (figure 5.24) de l'algorithme trouvé à la base test montre une nette amélioration par rapport aux résultats obtenus sans la sst, avec un rms de 0.87 g/kg et un biais presque nul de 0.022 g/kg. La validation (figure 5.25) avec les données de l'année 2006 donne une erreur qui augmente un peu (0.91 g/kg) et qui est peut être due au biais observé précédemment entre la sst/TMI et la sst-bouée pour cette année.

La validation (figure 5.26) avec les données EGEE semble mettre en évidence le même problème rencontré avec l'algorithme précédent sans la sst, au niveau du biais qui diminue un peu mais qui reste toujours important (1.26g/kg), et un écart type assez faible (0.8g/kg).

Ces différents résultats montrent que l'ajout de la sst TMI améliore le rms de 0.1 g/kg.

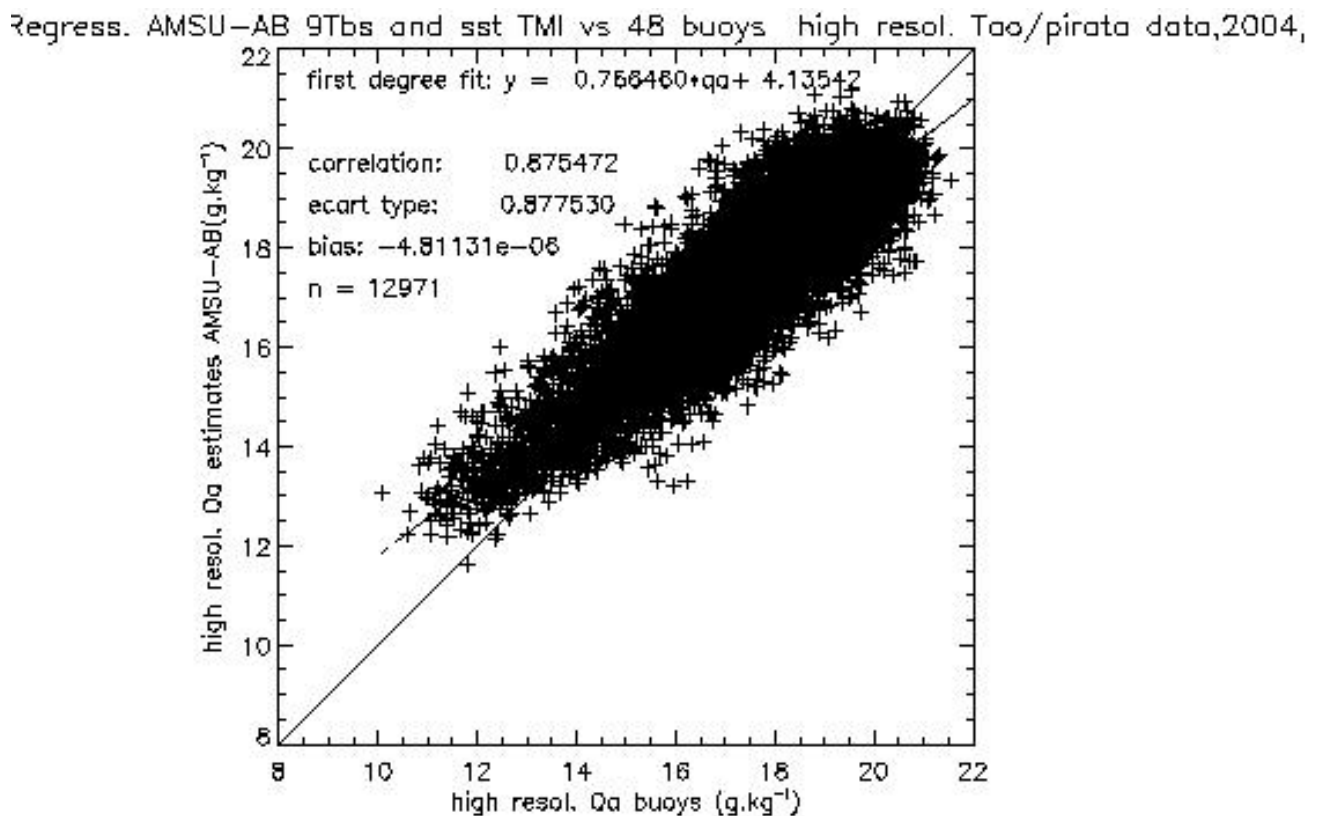


Figure 5.23 Phase apprentissage : qa estimées en fonction de qa in situ (bouées)

Regress. AMSU—AB 9Tbs and sst TMI vs 48 buoys high resol. Tao/pirata data,2004

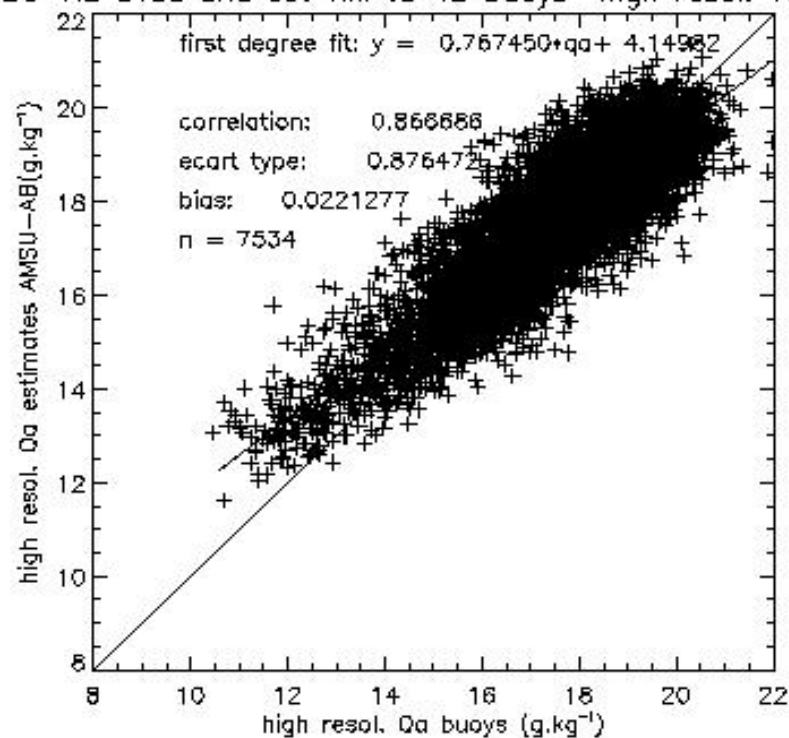


Figure 5.24 Phase test : qa estimées en fonction de qa in situ (bouées)

Regress. AMSU—AB 9Tbs and sst TMI vs 55 buoys high resol. Tao/pirata data,2006

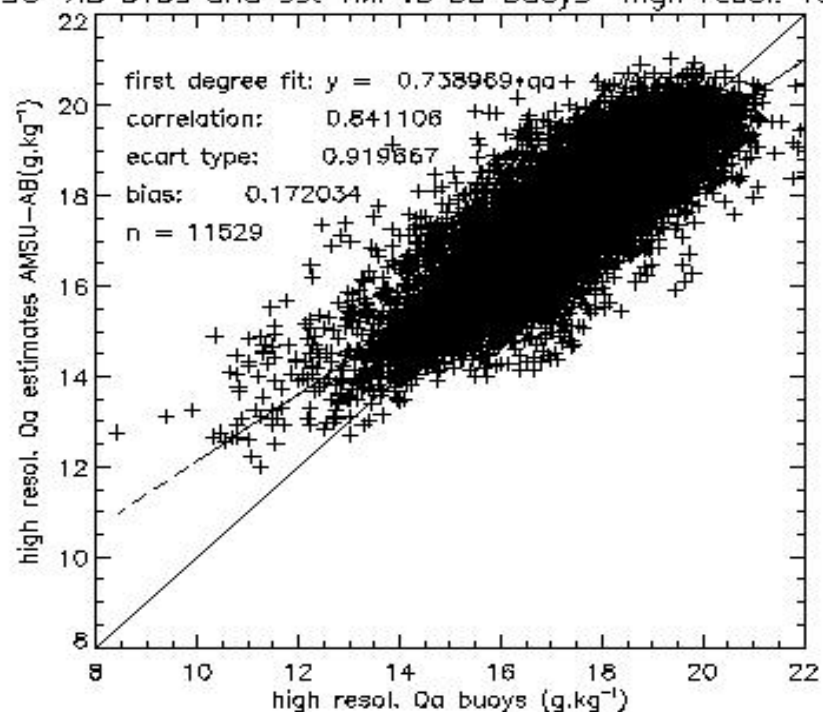


Figure 5.25 Phase validation avec les données bouées : qa estimées en fonction de qa in situ (bouées)

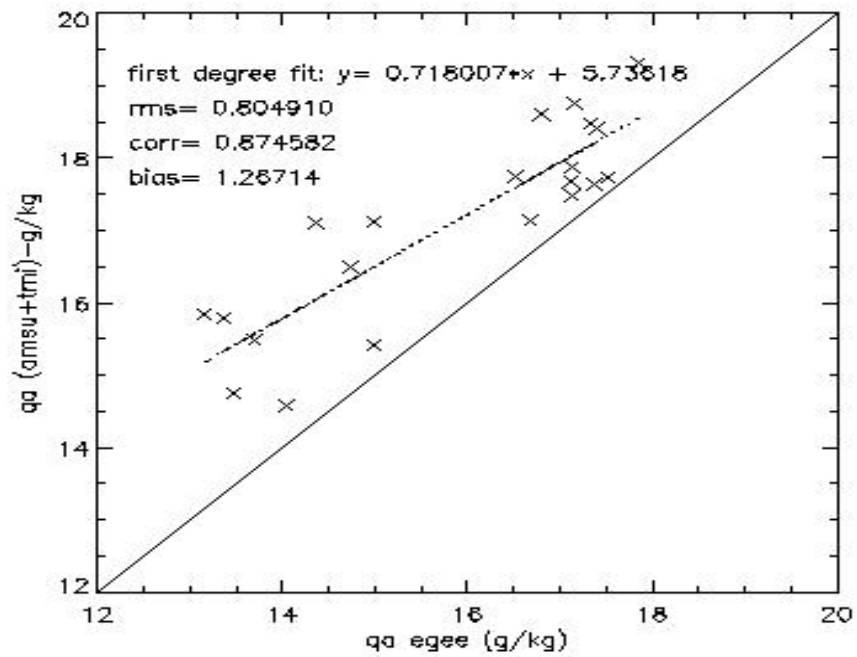
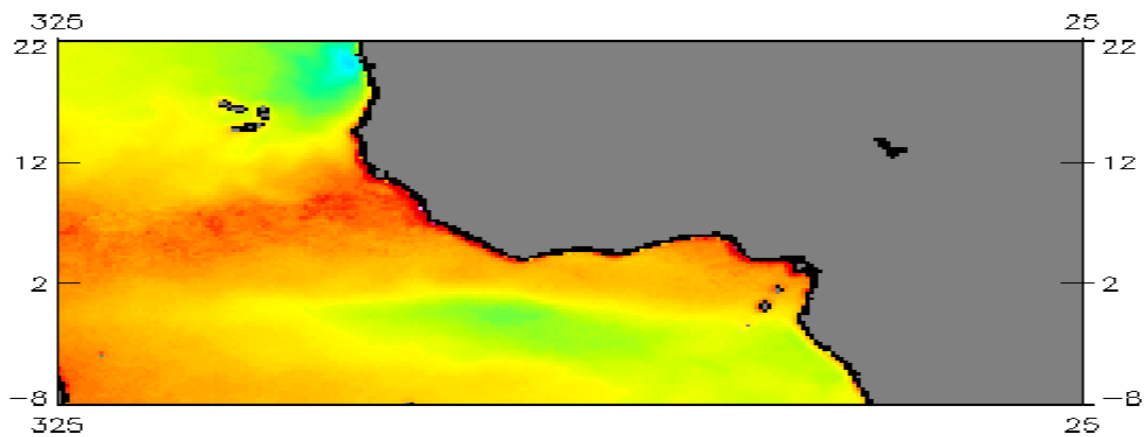


Figure 5.26 Phase validation avec les données EGEE: qa estimée en fonction de qa du navire



JUIN 2004



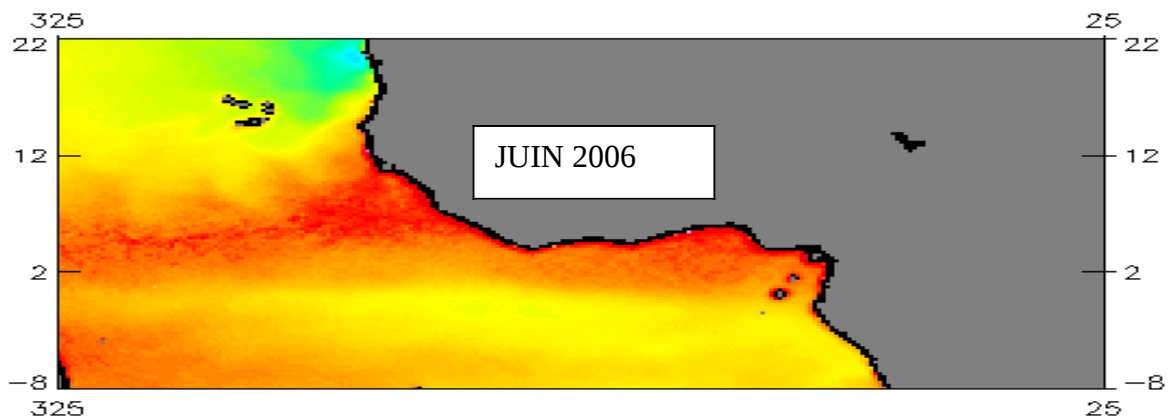


Figure 5.27 : SST mensuelles fournies par TMI pour juin 2004 et 2006. On note une langue froide en 2004 sur le Golfe de guinée, qu'on ne voit pas en 2006.

5.6.3 Comparaison avec les analyses ECMWF et réanalyses du NCEP dans la zone TAO/PIRATA

Nous comparons l'humidité spécifique fournie par l'algorithme à celle fournie par les analyses ECMWF et les réanalyses NCEP. La comparaison est faite uniquement dans la zone TAO/Pirata, au niveau des points géographiques où se trouvent les bouées. Nous appliquons la même méthode de colocalisation utilisée avec les bouées, mais l'écart en temps choisi ici est 40 min. L'écart moyen entre l'humidité donnée par le satellite et celle de ECMWF est à peu près de 0.85g/kg dans la zone. Cependant nous remarquons une augmentation du biais qui passe de 0.8 g/kg en mai à 1.81g/kg en août. En réalité les analyses de ECMWF ont tendance à sous estimer l'humidité comme le montre la figure 5.33 où le biais entre les observations in situ et les analyses est positif et égal à 1.54g/kg pour le mois d'août. La comparaison (figure 5.32) avec les réanalyses du NCEP, pour toute l'année 2006 montre un écart assez important de 1.07 g/kg par rapport aux sorties de notre algorithme. Nous trouvons un écart type très important de 1.16 g/kg en comparant ces réanalyses aux observations (figure 5.34). Ce qui prouve que ces modèles ont du mal à estimer l'humidité de surface.

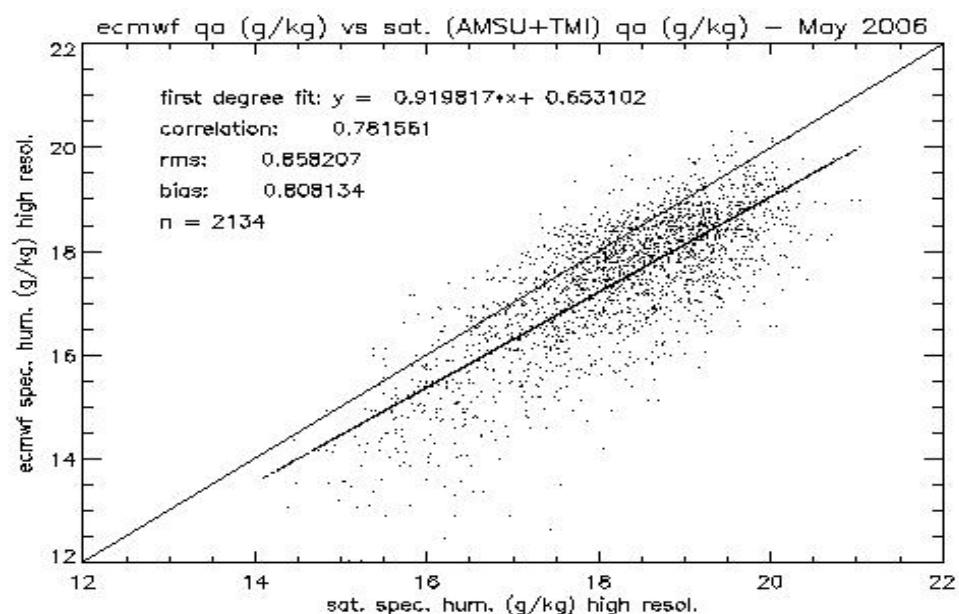


Figure 5.28 Comparaison entre l'humidité satellite (AMSU et TMI) et celle de ecmwf dans la zone TAO/PIRATA (mai 2006)

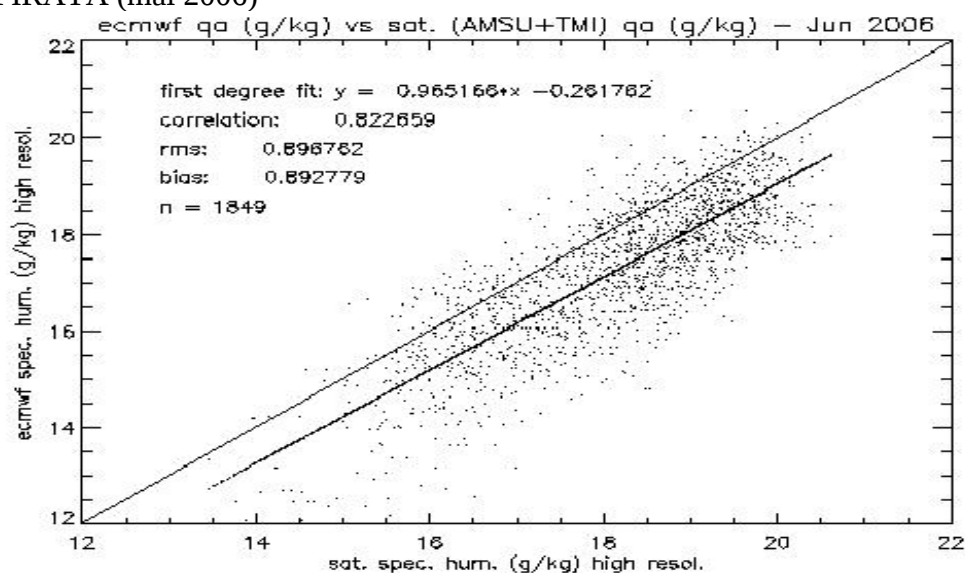


Figure 5.29 Comparaison entre l'humidité satellite (AMSU et TMI) et celle de ECMWF dans la zone TAO/PIRATA (Juin 2006)

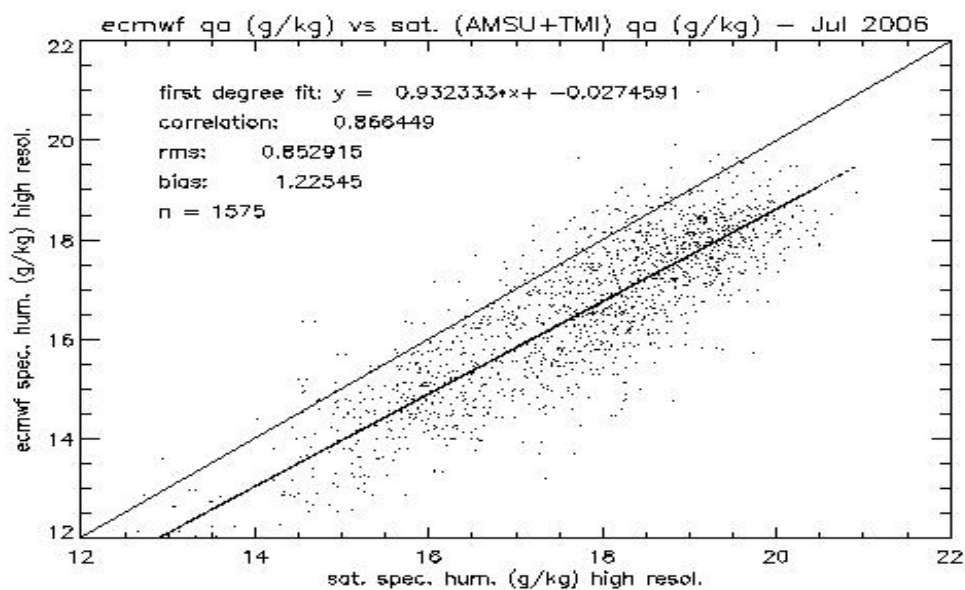


Figure 5.30 Comparaison entre l'humidité satellite (AMSU et TMI) et celle de ECMWF dans la zone TAO/PIRATA (Juillet 2006)

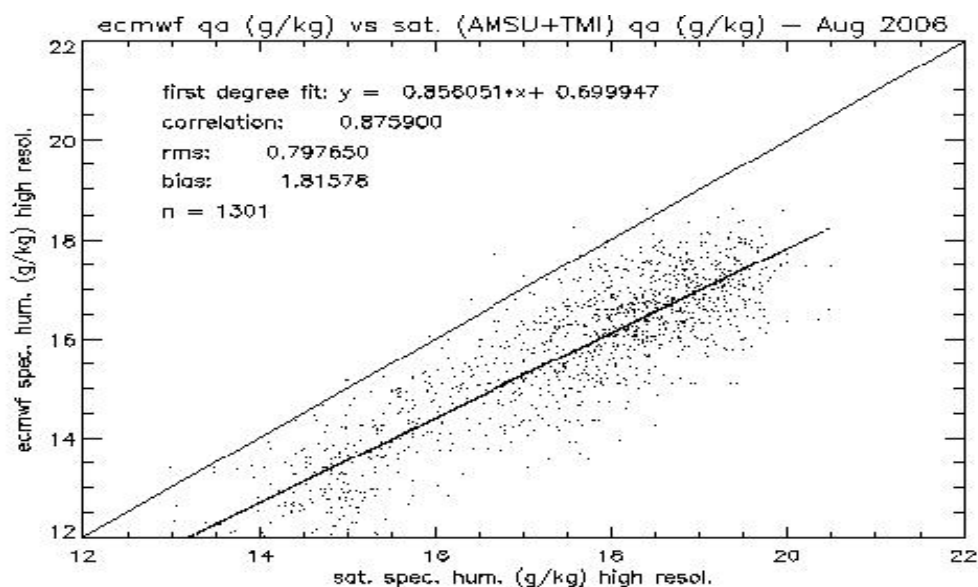


Figure 5.31 Comparaison entre l'humidité satellite (AMSU et TMI) et celle de ECMWF dans la zone TAO/PIRATA (Août 2006)

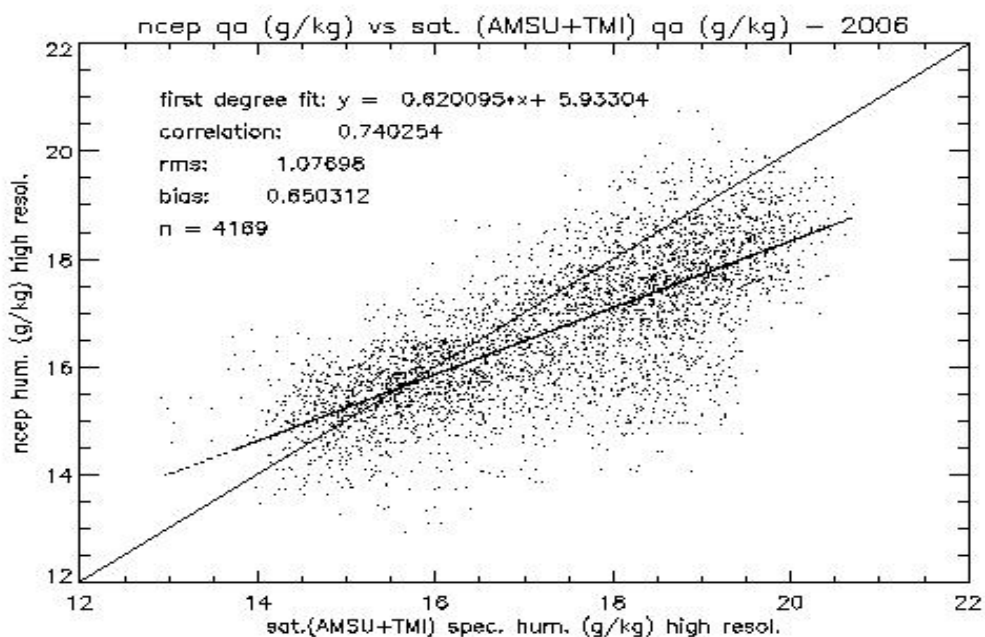


Figure 5.32 Comparaison entre l'humidité satellite (AMSU et TMI) et celle du NCEP dans la zone TAO/PIRATA (année 2006)

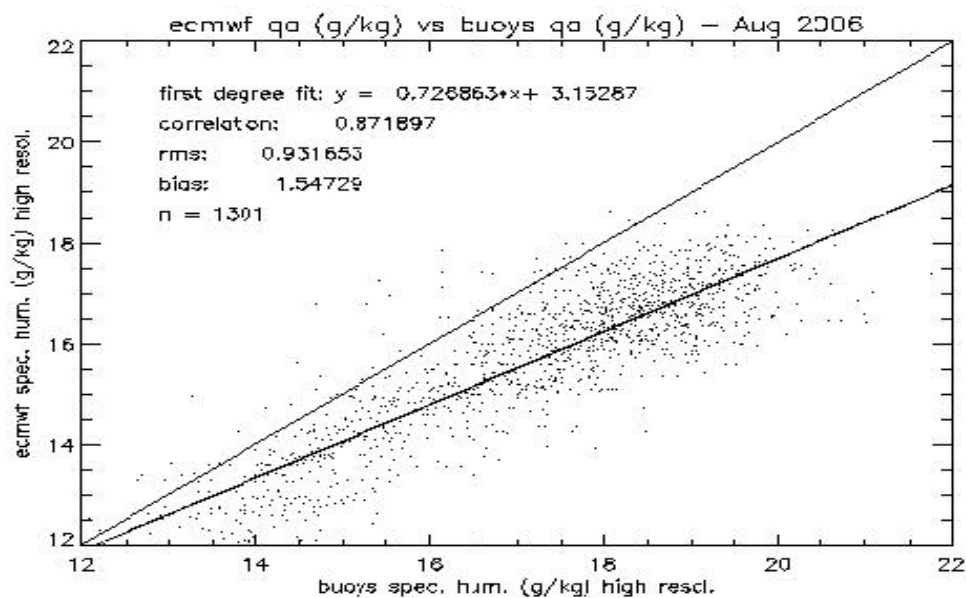


Figure 5.33 Comparaison entre l'humidité in situ et celle de ECMWF dans la zone TAO/PIRATA (août 2006)

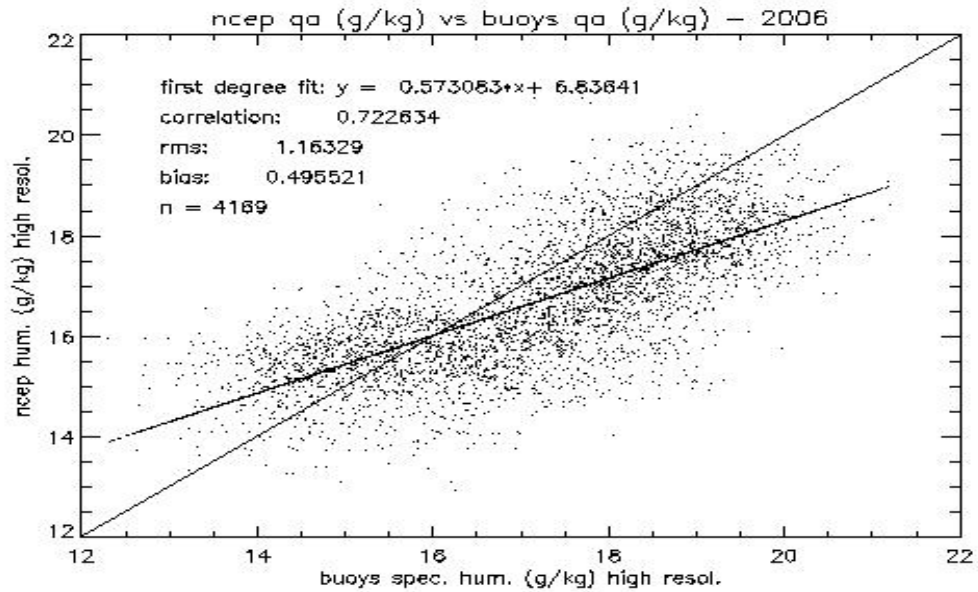


Figure 5.34 Comparaison entre l'humidité in situ et celle du NCEP dans la zone TAO/PIRATA (année 2006)

5-6-4 Anomalies d'humidités mensuelles dans le Golfe de Guinée

Le satellite montre en mai 2006 (figure 5.35) de fortes anomalies positives entre 2 et 3g/kg dans la zone 5°S- 8°N, et des anomalies faibles vers 10°S. Cette zone de fortes anomalies correspond à l'endroit où se trouve en moyenne la ZCIT en cette période de pré-mousson, et où on observe de fortes températures de surface. Nous remarquons en juin 2006 (figure 5.36) un étirement vers le nord (de 10°S vers 0°N) de la bande d'anomalies faibles, plus accentué en juillet (figure 5.37) et qui peut faire penser à l'effet de la sst froide. Le modèle de ECMWF semble être en accord avec le satellite sur cette extension vers le nord des anomalies faibles. Les réanalyses du NCEP par contre ne montrent pas bien ces anomalies. Ces anomalies faibles peuvent aussi s'expliquer par le fait que l'air qui était chargé en humidité sur le golfe de guinée est attiré par le continent, à partir de là l'humidité en quelques endroits de l'océan diminue plus vite que l'humidité mensuelle de la zone.

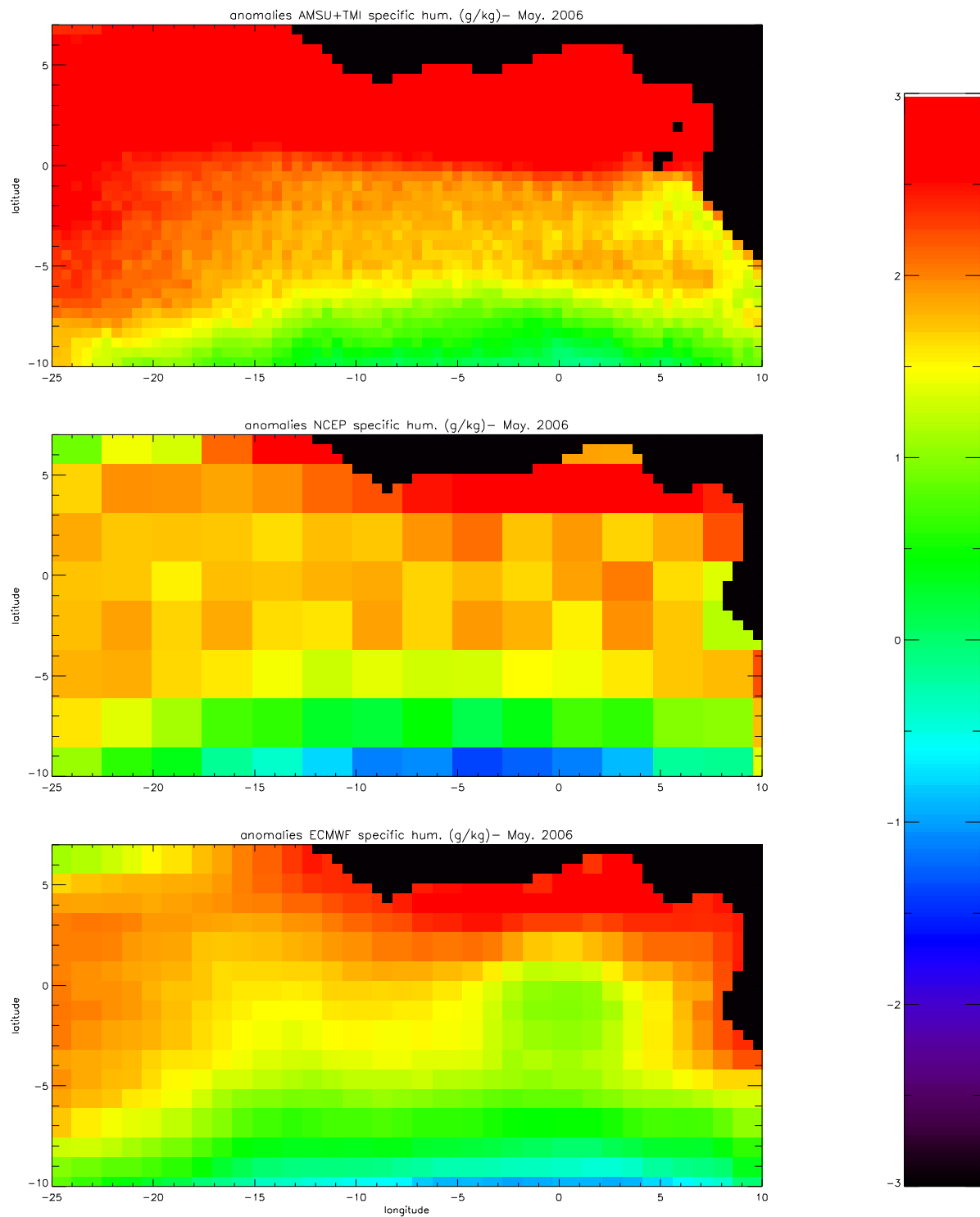


Figure 5.35 Anomalies (g/kg) d'humidité mensuelle pour le satellite (AMSU et TMI), NCEP et ECMWF – mai 2006

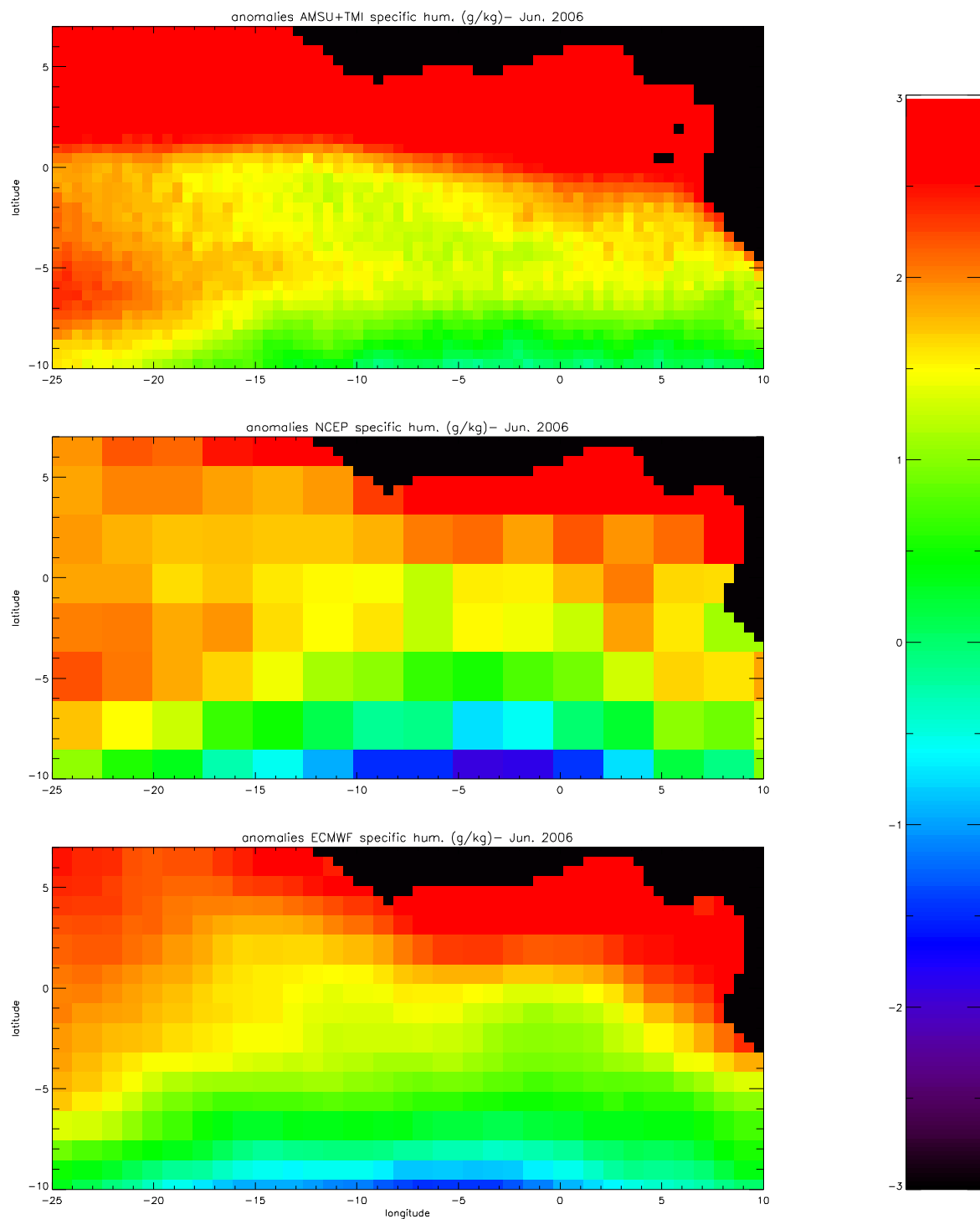


Figure 5.36 Anomalies (g/kg) d'humidité mensuelle pour le satellite (AMSU et TMI), NCEP et ECMWF- Juin 2006

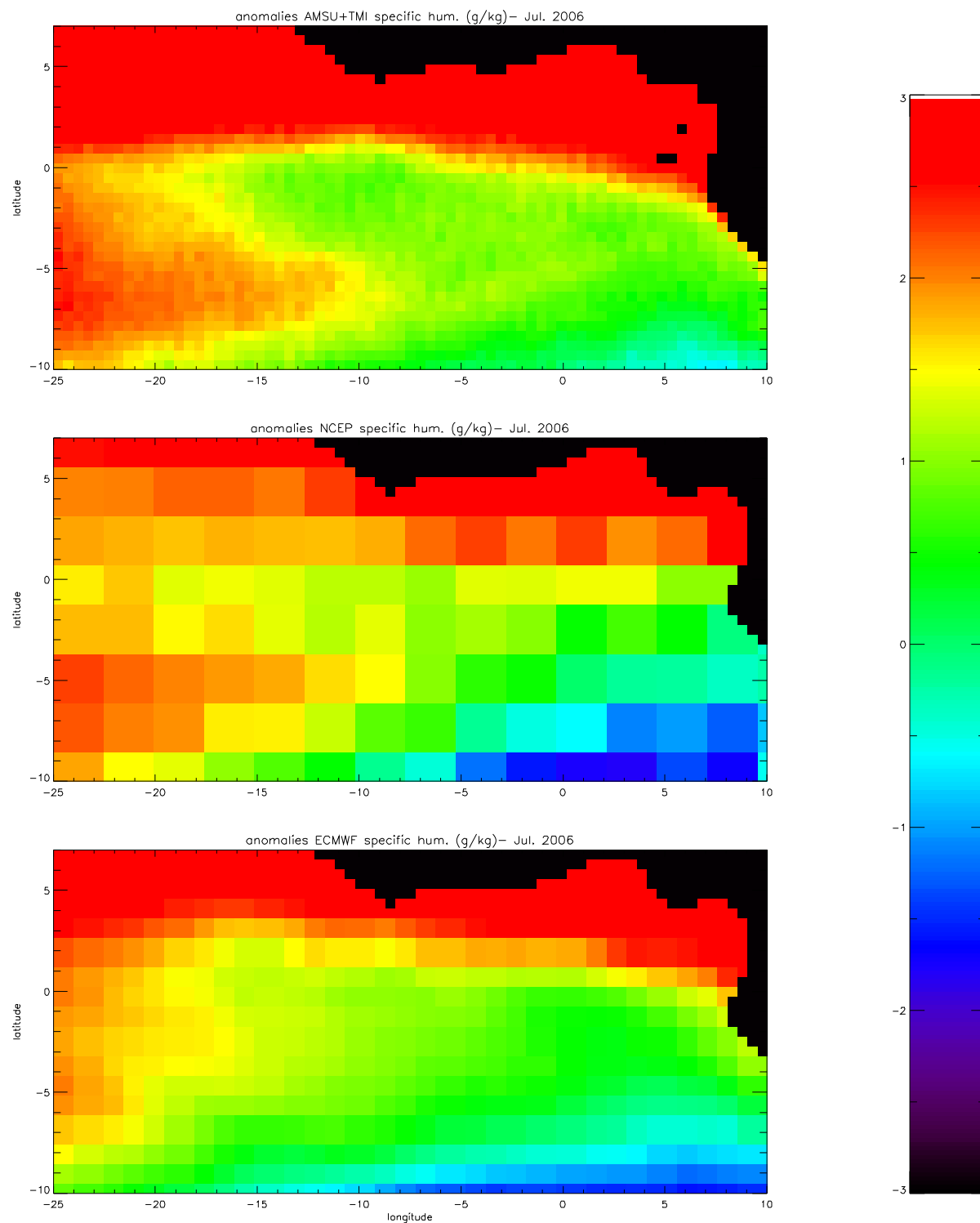


Figure 5.37 Anomalies (g/kg) d'humidité mensuelle pour le satellite (AMSU et TMI), NCEP et ECMWF –Juillet 2006

5-7 Conclusion de Chapitre 5

Nous avons essayé dans ce chapitre, à partir des observations des radiomètres AMSU et TMI, d'élaborer une méthode de restitution de l'humidité spécifique au dessus de l'océan en utilisant la méthode de la régression linéaire multiple. Dans un premier temps nous avons fait un choix des canaux de fréquences de AMSU à utiliser pour notre étude. L'apport de la sst issue de TMI a été déterminant dans notre inversion. L'algorithme trouvé a montré une nette amélioration par rapport aux algorithmes précédents, avec un rms de 0.9 g/kg pour la validation. De plus, la comparaison du produit restitué par le satellite avec les analyses ECMWF et les réanalyses du NCEP a permis de voir que le satellite apportait une nouvelle vision différente des analyses et réanalyses, par sa résolution plus fine, par la distinction des structures spatiales de faibles dimensions qui permettent de mieux voir les phénomènes géophysiques à une échelle réduite. La potentialité des instruments AMSU pour la restitution de l'humidité spécifique de surface est ainsi démontrée.

Nous avons aussi démontré dans ce chapitre qu'on pouvait également restituer l'humidité avec une bonne précision en tenant compte que des angles de visée autour du nadir. Mais la méthode de la régression linéaire ne tenant pas compte des aspects non linéaires, nous nous proposons dans le chapitre suivant, d'améliorer notre restitution en utilisant la technique des réseaux de neurones.

CHAPITRE 6

APPROCHE PAR LA METHODE DES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

Dans ce chapitre nous faisons une restitution de l'humidité à l'aide des réseaux de neurones (voir chapitre 4) qui tiennent compte des aspects non linéaires entre températures de brillance et humidité, et que nous utilisons ici pour améliorer les performances de l'inversion. Mais cela suppose une bonne utilisation de la technique. Jackson et al. (2006) essayèrent d'améliorer leur restitution de l'humidité obtenue à partir de la régression, en utilisant les réseaux de neurones, mais ils trouvèrent un rms très élevé pour la validation sans donner de véritable explication. On peut raisonnablement soupçonner un problème lié à l'apprentissage, particulièrement difficile à réaliser avec les réseaux de neurones artificiels.

Pour établir notre réseau de neurones, nous utilisons les mêmes bases de données (apprentissage, test et validation) que précédemment, composées des TB mesurées aux 9 fréquences choisies par les radiomètres AMSU, de la sst issue de TMI, et de qa issue des bouées. Notre base d'apprentissage étant assez large, un bon apprentissage du réseau de neurones nous permettra de pouvoir estimer l'humidité avec une meilleure précision.

6-1 Méthodologie et architecture trouvée

La première étape consiste à normaliser les données d'entrée et de sortie. Il existe plusieurs types de normalisation, parmi lesquelles nous choisissons arbitrairement de réduire leur dynamique entre 0 et 1, ce qui s'écrit de la manière suivante :

$$y_i = \frac{x_i - \min(x)}{\max(x) - \min(x)}$$

i représente le numéro de la mesure

avec x_i valeur de la série à normaliser

$\min(X)$ et $\max(X)$ représentent respectivement les valeurs minimale et maximale de l'ensemble des données utilisées pour la normalisation.

Pour obtenir le réseau adéquat, nous allons procéder par apprentissage supervisé. Les poids sont modifiés lors de cet apprentissage en utilisant la règle de la rétro-propagation du gradient de l'erreur (voir chapitre 4). Les entrées de notre réseau de neurones seront constituées par les TB et la sst, et la sortie sera constituée par qa. Nous aurons alors 10 neurones à l'entrée du

réseau et un neurone à la sortie. Le problème consiste à déterminer le nombre de couches cachées à mettre, étant donné qu'il n'existe pas –à notre connaissance- de méthode automatique fiable pour choisir l'architecture d'un réseau de neurones. Pour cela, nous faisons plusieurs essais en faisant varier le nombre de couches cachées, et en modifiant à chaque essai le nombre de neurones. Nous commençons par les architectures les plus simples avec une seule couche cachée.

On choisit comme pas d'itérations 500, et à chaque itération, nous testons la performance du réseau en regardant les rms, les biais et les corrélations entre les q_a in situ et les q_a restituées, sur les bases d'apprentissage, de test et de validation. Nous évitons ainsi qu'il y ait un « sur apprentissage », qui se manifeste par une augmentation de l'erreur sur la base test alors que l'erreur sur la base d'apprentissage diminue. Pour cela nous arrêtons l'apprentissage dès que l'erreur sur la base test commence à augmenter.

La meilleure architecture sera celle qui minimise au mieux les erreurs sur la base test et sur la base de validation.

Au bout de 16500 itérations, et après plusieurs modifications, nous trouvons l'architecture optimale (voir figure 6.1) qui est formée de 4 couches : une couche d'entrée, une couche de sortie et 2 couches cachées. Il s'agit d'un PMC (Perceptron Multicouche voir chapitre 4) dont la première couche cachée est composée de 17 neurones et la deuxième couche cachée de 10

neurones. Nous avons utilisé la fonction d'activation $f(x) = \frac{1}{1 + e^{-2x}}$, puis nous avons linéarisé la sortie avec la fonction linéaire $f(x) = x$, pour avoir q_a .

Les figures 6.2 et 6.3 représentent l'humidité in situ (bouées) en fonction de l'humidité restituée à l'aide du réseau de neurones pour l'apprentissage, et l'application sur la base test.

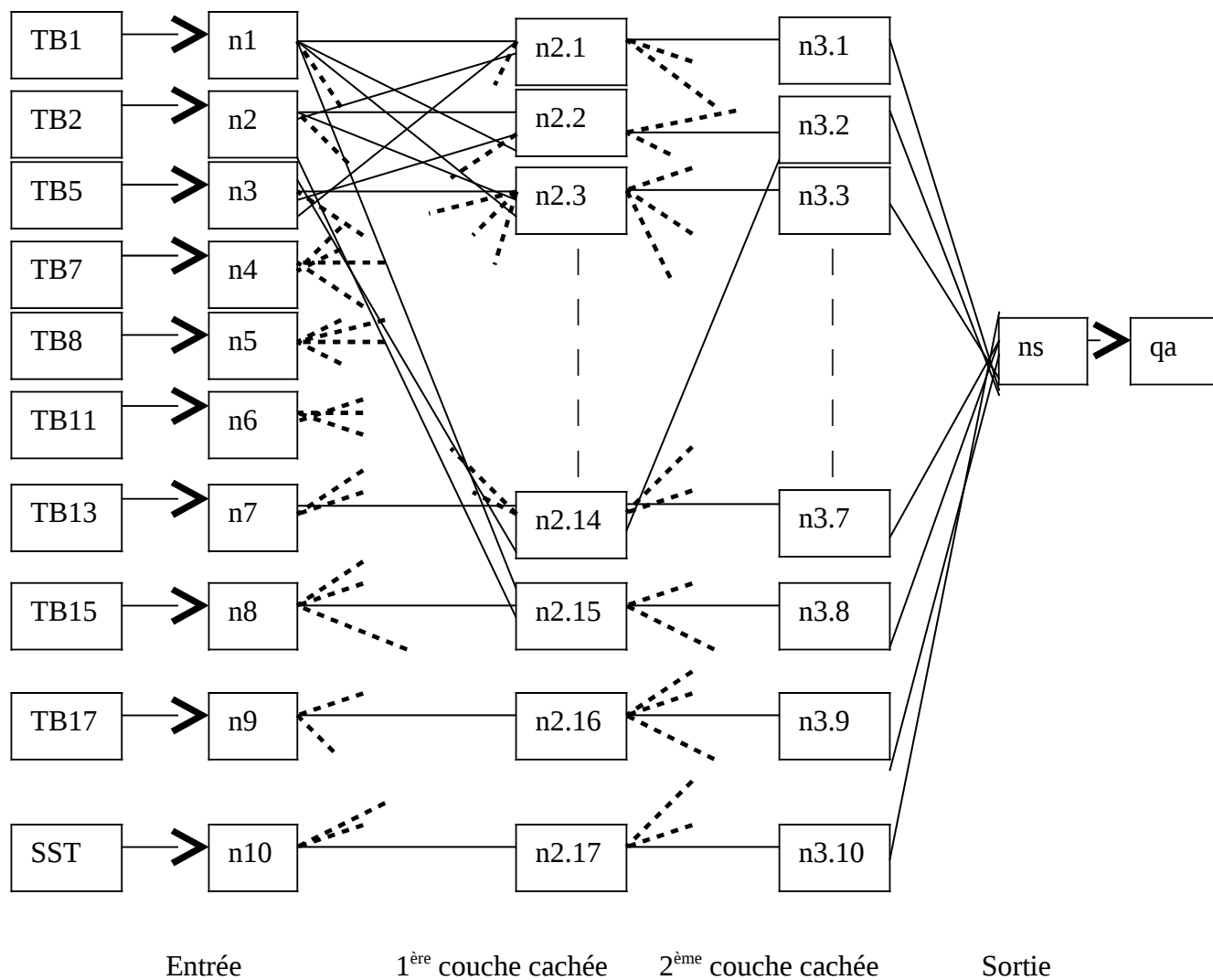


Figure 6.1 L'architecture du réseau de neurones trouvé a nécessité plusieurs essais

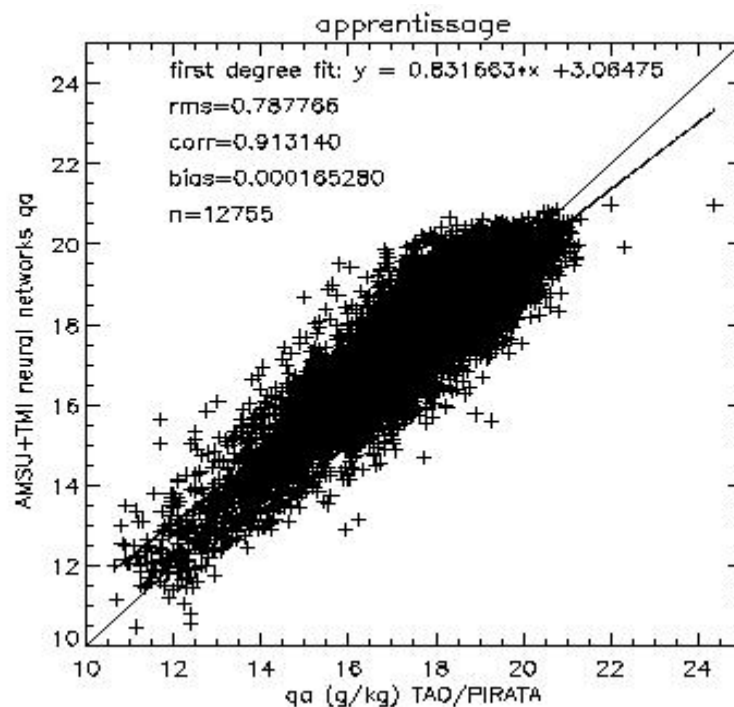


Figure 6.2 Comparaison à l'issue de l'apprentissage entre le qa in situ et le qa satellite

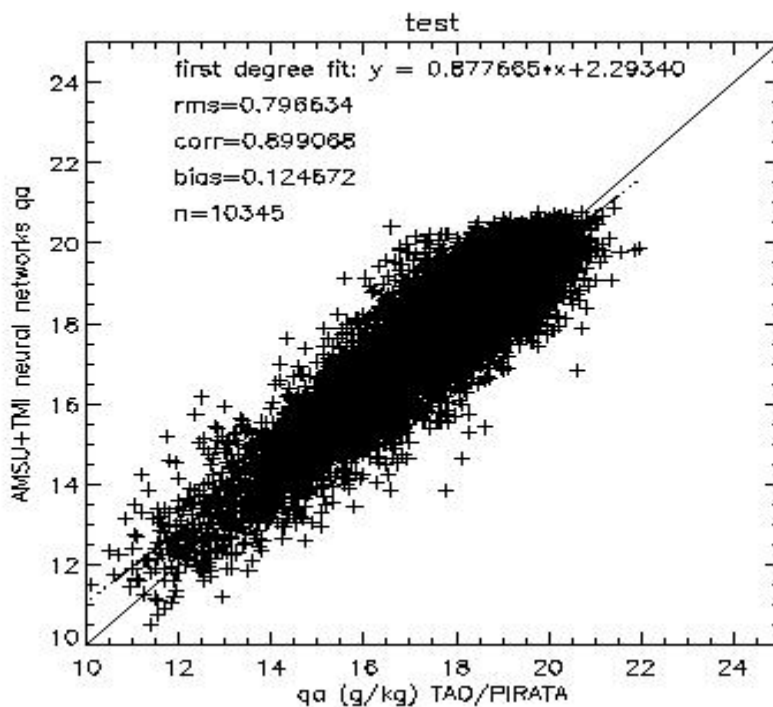


Figure 6.3 Comparaison à entre le qa in situ et le qa satellite sur la base test

Les rms trouvés pour l'apprentissage et le test sont presque identiques 0.78g/kg et 0.79g/kg. De même, nous trouvons de bonnes corrélations de 0.91 et 0.89, et les biais obtenus sont négligeables. Les pentes des deux droites (figure 6.2 et 6.3) sont presque égales à 1. Ceci prouve que le réseau a été bien entraîné.

6-2- Validation de l'algorithme

La validation (Figure 6.4) avec les données de l'année 2006 montre un rms de 0.86g/kg qui est un peu plus élevé que ceux trouvés pour l'apprentissage et le test, mais qui montre une nette amélioration par rapport aux algorithmes précédents (amélioration de 21,8% par rapport à l'algorithme de Bentamy et al qui est jusque là la meilleure référence pour l'estimation de l'humidité). Cependant la validation avec les observations du navire (figure 6.5) semble poser le même problème qu'avec la régression linéaire, avec cette fois un rms similaire au rms trouvé lors de la validation avec les bouées, mais un biais très important de 1.80 g/kg.

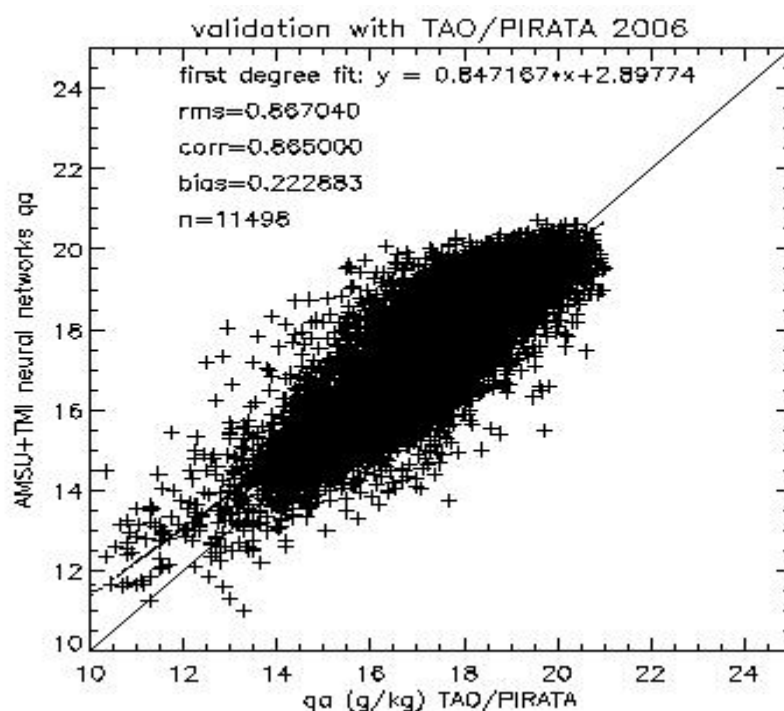


Figure 6.4 Validation avec les observations TAO/PIRATA

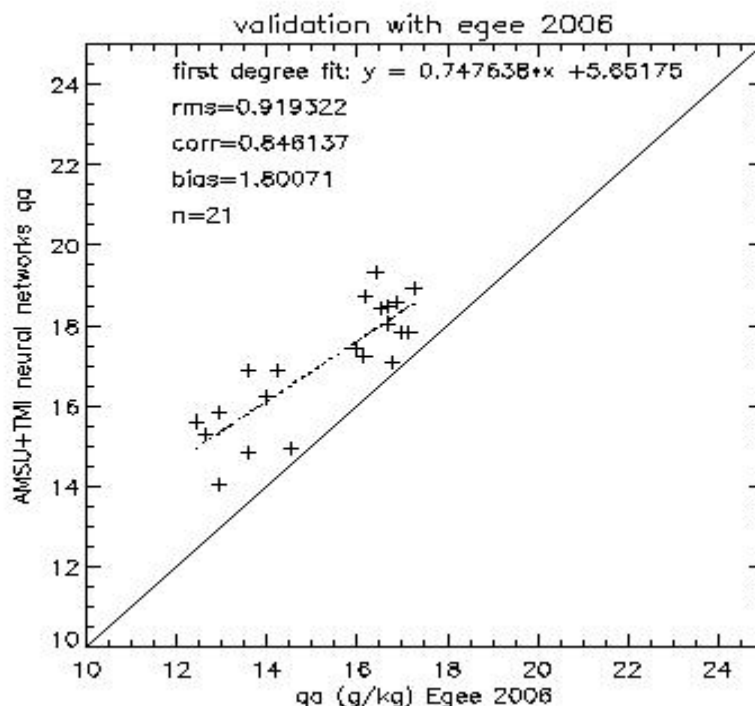


Figure 6.5 Validation avec les observations du navire océanographique

Le réseau de neurones semble donner les résultats auxquels on s'attendait, en améliorant le rms car celui-ci est inférieur au rms trouvé avec la régression linéaire multiple.

6-3- Comparaison des tendances des statistiques dans la zone TAO/PIRATA

Nous essayons de voir dans cette partie comment évoluent au cours du temps (de janvier à décembre 2006) le biais, le rms, et la corrélation, fournis par le satellite, NCEP et ECMWF, par rapport aux mesures in situ.

La figure 6.7 montre que nous avons un biais plus stable avec le satellite qu'avec les modèles et quand on trace la droite $y=0$ qui correspond au biais nul, on se rend compte que la courbe représentant le satellite est beaucoup plus proche de cette droite que celles représentant les modèles. Les valeurs positives du biais satellite et négatives des biais modèles montrent que l'algorithme fournit des valeurs supérieures aux valeurs in situ alors que NCEP et ECMWF sous estiment l'humidité. Mais nous remarquons qu'il y a une variation saisonnière de ce biais aussi bien pour le satellite que pour NCEP et ECMWF. Les corrélations du satellite et celles de ECMWF semblent évoluer avec une même tendance et sont même identiques parfois, alors que NCEP donne des valeurs inférieures, peut-être en raison de la résolution spatiale de ses champs. Le satellite a été « entraîné » sur les données des mouillages, donc est probablement un peu favorisé dans la comparaison. Toutefois, les mêmes

données sont assimilées en opérationnel dans ECMWF et probablement NCEP, donc la comparaison reste cohérente.

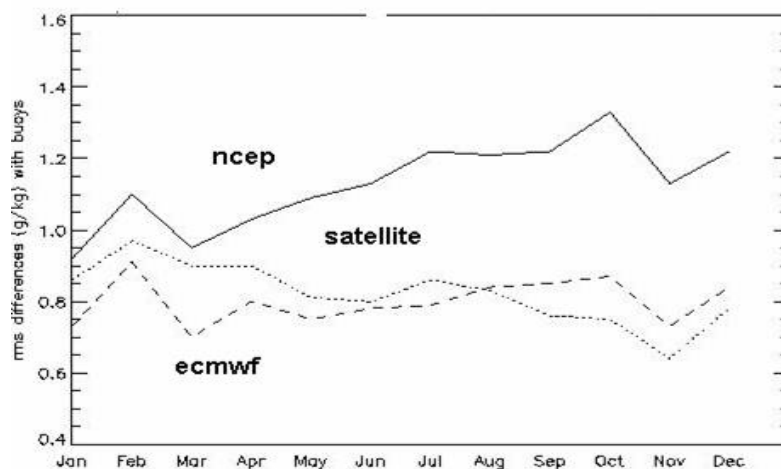


Figure 6.6 Evolution du rms (g/kg) pour le satellite, NCEP et ECMWF en 2006

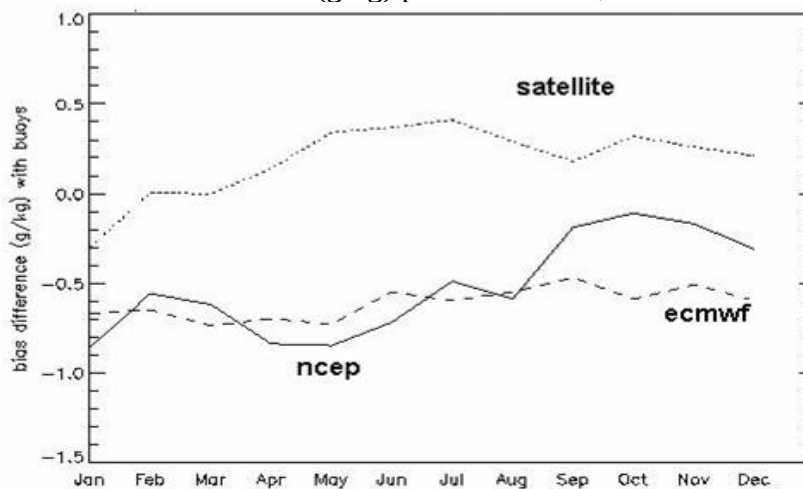


Figure 6.7 Evolution du biais (g/kg) pour le satellite, NCEP et ECMWF en 2006

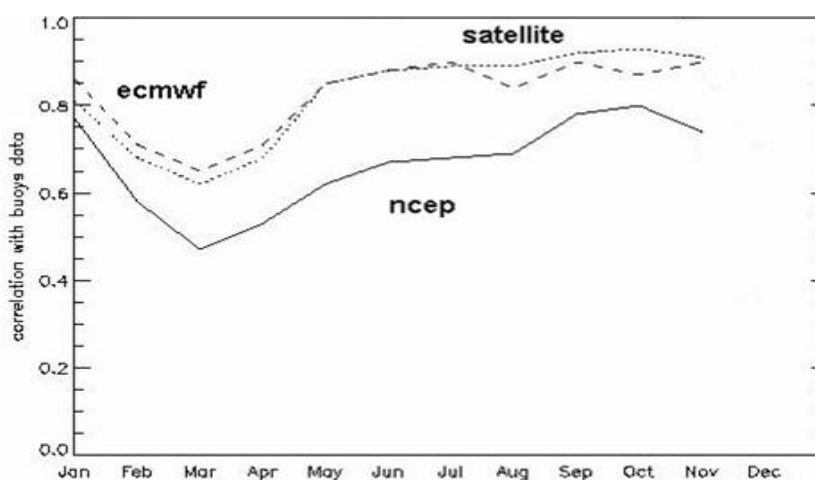


Figure 6.8 Evolution de la corrélation avec les mesures in situ pour le satellite, NCEP et ECMWF en 2006

6-4 Anomalies d'humidités mensuelles

L'étude des anomalies d'humidité mensuelle (Figures 6.9 à 6.11) dans le Golfe de Guinée montre des valeurs faibles pour le mois de mai 2006, pour le satellite. En juin, il commence à apparaître pour le satellite quelques valeurs de fortes anomalies (2g/kg) sur les cotes entre 3° et 5°N. Cette faible apparition pour un mois de juin est la conséquence d'un transfert d'humidité peu marqué vers le nord et synonyme d'un déclenchement tardif de la mousson. En juillet, l'air chargé en humidité est suffisamment réchauffé par la surface de l'océan pour pouvoir monter vers le haut créé les conditions de convection. De ce fait, il apparaît (figure 6.10) des anomalies fortement négatives entre 0° et 10°S dues à un transfert d'humidité vers le nord. Ce transfert explique alors les anomalies positives sur les cotes entre 4°N et 8°N.

Les analyses de ECMWF et les réanalyses du NCEP semblent être en accord avec le satellite sur ce dernier point. Par contre les réanalyses du NCEP ne mettent pas bien en évidence le refroidissement entre 0 et 10°S.

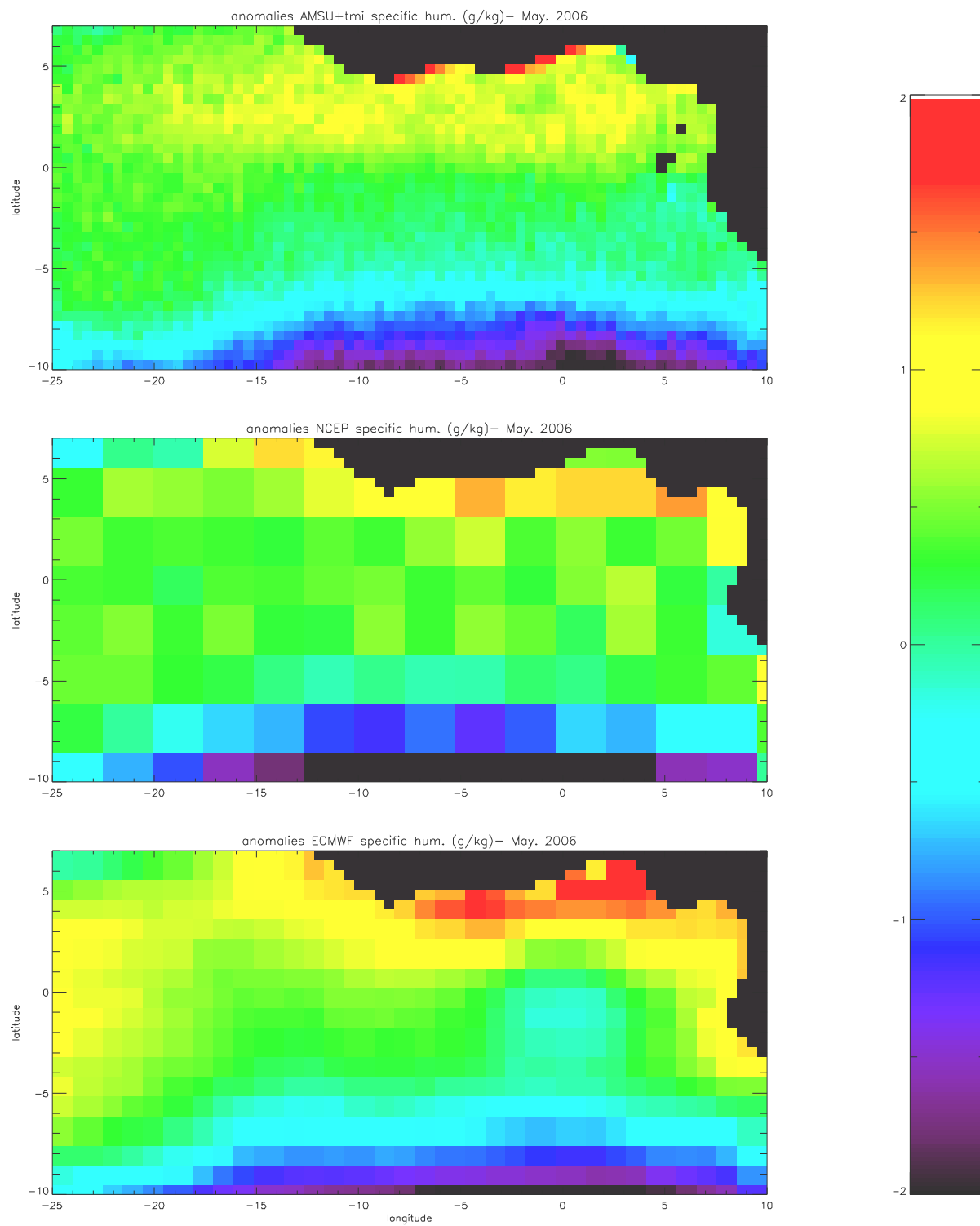


Figure 6.9 Anomalies (g/kg) d'humidité mensuelle pour le satellite (AMSU et TMI), NCEP et ECMWF – mai 2006

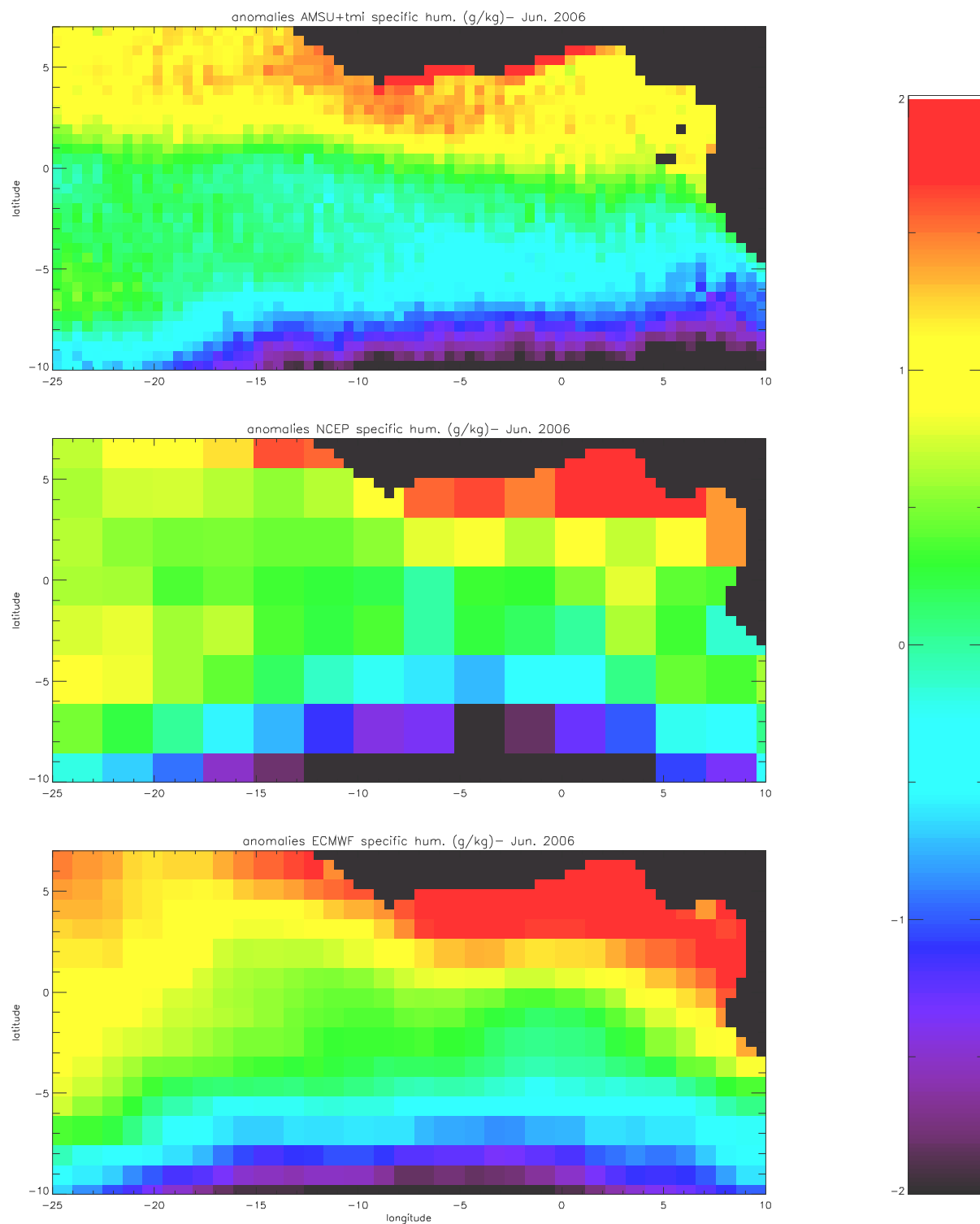


Figure 6.10 Anomalies (g/kg) d'humidité mensuelle pour le satellite (AMSU et TMI), NCEP et ECMWF – Juin 2006

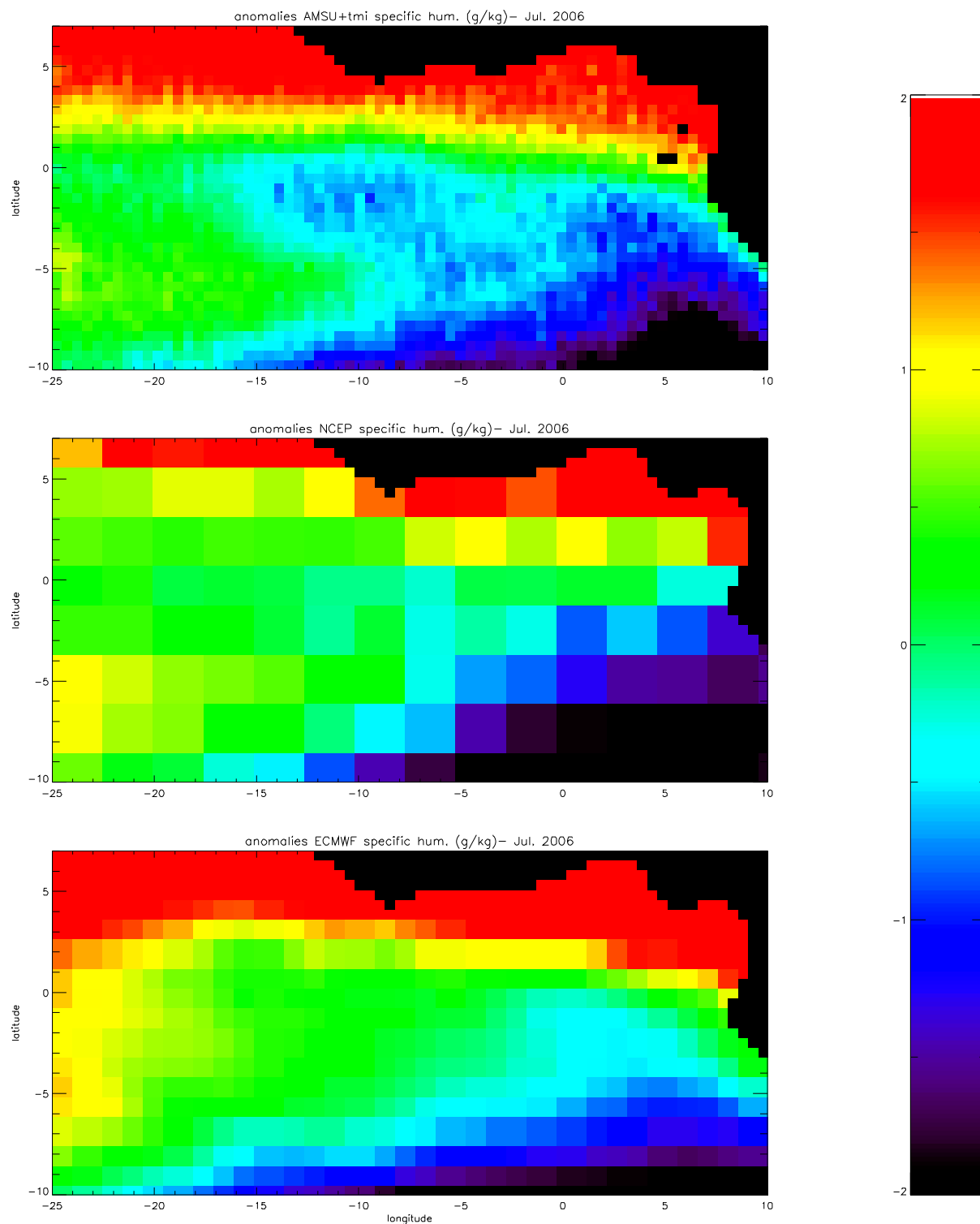


Figure 6.11 Anomalies (g/kg) d'humidité mensuelle pour le satellite (AMSU et TMI), NCEP et ECMWF- Juillet 2006

6-5 Conclusion du chapitre 6

Nous avons dans ce chapitre démontré que l'utilisation des techniques neuronales pouvait être d'un apport précieux pour la restitution de l'humidité sur l'océan. En utilisant la même base de données que celle utilisée pour la régression linéaire multiple, et après avoir testé plusieurs configurations pour trouver le réseau de neurones adéquat, nous trouvons un rms de 0.77 et 0.78 g/kg respectivement pour l'apprentissage et le test, et 0.86 g/kg pour la validation avec les observations TAO/PIRATA de l'année 2006. Ce qui est un net progrès dans le domaine (même si la comparaison avec les données du navire montre un biais assez important qui peut être corrigé) car jusqu'ici les écarts entre les sorties d'algorithmes et les observations in situ étaient toujours comprises entre 0.96 et 1.1 g/kg. Et même dans le Golfe de Guinée où l'estimation de l'humidité reste très difficile, nous arrivons à distinguer avec notre produit des phénomènes géophysiques qui peuvent faire penser aux advections, au upwelling, à la mousson africaine etc., tandis que les analyses et les réanalyses qui sont les seuls produits disponibles à l'échelle globale montrent peu de structures de méso échelle, et possèdent des biais qui varient au moins autant que ceux des produits issus de la télédétection spatiale.

CHAPITRE 7

CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES

7-1 Objectif et contributions de la thèse

L'objectif de cette thèse était de faire, grâce à la radiométrie hyperfréquence une estimation de l'humidité spécifique au dessus de l'océan. Plusieurs études ont été faites (Cf. chapitre 5) sur l'estimation de l'humidité, basées pour la plupart sur les observations des radiomètres SSMI ou encore SMMR. Les rms trouvés par les auteurs des différents algorithmes, sont supérieurs à 1 g/kg, ce qui n'est pas satisfaisant pour l'essentiel des applications, comme le forçage des modèles océaniques. La méthode d'inversion souvent utilisée dans ces travaux est celle de la régression linéaire multiple. Dans cette étude, nous avons tenté d'améliorer la restitution de l'humidité. Pour cela, nous nous sommes servis des observations issues des radiomètres hyperfréquences AMSU-A et AMSU-B (à bord des satellites NOAA 15, 16, 17) dont les différents canaux de fréquences (20 canaux au total, dont 15 pour AMSU-A et 5 pour AMSU-B, de 23.8 GHz à 183.31GHz) présentent un potentiel intéressant pour la restitution de l'humidité des basses couches. Ces canaux sont en effet sensibles à la vapeur d'eau atmosphérique donc à l'humidité, mais aussi à la surface, à des résolutions de 48 km pour AMSU-A et 16 km pour AMSU-B.

Nous avons dans un premier temps fait un choix judicieux des fréquences à utiliser pour faire la restitution, de manière statistique. Nous avons trouvé que 9 canaux suffisaient. Nous avons ensuite montré qu'en ne sélectionnant que les angles de visée autour du nadir, l'écart type de la différence entre l'humidité restituée par le satellite et l'humidité *in situ* était plus faible, que quand on prenait tous les angles ou seulement les angles éloignés du nadir.

Grâce à la technique de la régression linéaire multiple et en combinant les 9 TB (température de brillance) de AMSU choisies et la SST (température de surface de la mer) issue du radiomètre TMI (Cf. chapitre 2), nous avons encore amélioré l'estimation de l'humidité, par rapport aux algorithmes précédents. En effet, Bentamy et al. (2003) et Jackson et al. (2006) ont trouvé respectivement des écarts en rms de 1.1 g/kg et 0.96 g/kg par rapport aux observations. Par comparaison aux observations in situ des bouées TAO et PIRATA l'écart rms trouvé est de 0.91 g/kg pour notre algorithme, associé à une erreur systématique (biais) de 0.17g/kg.

Avec l'utilisation des réseaux de neurones artificiels (présentés dans le chapitre 4), en se servant de la même base de données que pour la régression linéaire, nous avons pu améliorer le rms en trouvant 0.86 g/kg et un biais de 0.2 g/kg soit une amélioration de 21.8%

par rapport au rms trouvé par l'algorithme de référence, qui y est pour nous celui de Bentamy et al. (2003).

La comparaison des estimées de l'humidité par les deux algorithmes développés (régression linéaire multiple et réseaux de neurones) aux observations in situ faites dans le cadre de la campagne EGEE-3 par le navire océanographique Atalante conduit à un écart type faible, mais un biais important, soit 1.10 et 1.8 g/kg pour la régression et le réseau de neurones respectivement. Ce résultat illustre la difficulté d'obtenir une relation « universelle » entre températures de brillance et humidité, à partir du seul réseau de bouées PIRATA et TAO.

Nous avons comparé les champs d'humidités du satellite à ceux des modèles de ECMWF et du NCEP, puis les trois estimations d'humidité aux données de PIRATA et TAO pour les 12 mois de l'année 2006. Les résultats indiquent là encore que le produit satellite présente un biais saisonnier de l'ordre de 0.4 g/kg. Cependant, les analyses de l'ECMWF et du NCEP révèlent aussi des biais, encore plus importants que celui du satellite : 0.9 g/kg pour NCEP et 0.6 g/kg pour ECMWF. En terme de variations spatiales, nous avons montré que le satellite possède une résolution spatiale effective beaucoup plus fine que celle des modèles, ce qui par conséquent permet l'étude des phénomènes de petites ou moyennes échelles. L'apport de la méso échelle est particulièrement visible au voisinage des côtes, et par rapport au modèle du NCEP, dont la résolution est très faible. Signalons malgré tout qu'un doute subsiste sur la qualité des mesures spatiales proche des côtes, en raison de lobes secondaires. D'un point de vue quantitatif, le produit obtenu avec le satellite semble être meilleur que ceux issus du modèle du NCEP car la comparaison de ce dernier avec les observations in situ montre un rms de 1.16 g/kg. Notons enfin que la comparaison n'est pas spécialement à l'avantage du satellite, puisque les données TAO et PIRATA sont assimilées dans les modèles opérationnels. Pour de multiples raisons, dont celles précédemment citées, notre travail ne montre pas avec certitude que le satellite est meilleur que les modèles. Toutefois, nos résultats indiquent clairement que le satellite apporte un point de vue différent de celui issu des analyses du ECMWF et des réanalyses du NCEP. A ce titre, les champs d'humidité de surface obtenus par satellite sont certainement un complément utile dans nombre d'applications, comme par exemple la détection de la langue froide saisonnière dans le Golfe de Guinée. Cette détection est potentiellement utile pour prévoir le déclenchement de la mousson africaine. Il a en effet été démontré (Gu et Adler, 2004) que cette langue froide est corrélée avec les migrations vers le nord de la ZCIT et donc influence la mousson africaine.

7-2 Perspectives

7-2-1 Perspectives dans le cadre d'AMMA (Analyse Multidimensionnelle de la Mousson Africaine)

L'objectif principal du projet AMMA est d'étudier la mousson africaine dans toutes ses composantes (dynamique atmosphérique, cycle de l'eau, chimie atmosphérique, conditions de surface sur l'océan et le continent) afin de mieux comprendre les différentes interactions entre ces composantes. Ce qui peut permettre par exemple de faire une bonne prévision de la mousson. Les observations ont été faites sur 3 périodes (les observations à long terme (LOP), les observations renforcées (EOP), et les observations spécifiques (SOP)) et ont permis de rassembler une quantité importante de données.

La dimension qui nous intéresse dans le cadre de ce grand projet est la dimension océanique avec les interactions océan atmosphère dans le Golfe de Guinée. De ce fait la prochaine étape de cette étude consiste à calculer le flux de chaleur latente dans cette zone, et comparer ces flux obtenus à ceux fournis par ECMWF et NCEP. Ces flux seront utilisés pour servir de champs de forçage des modèles d'océan. A partir de là nous pourrons alors étudier le rôle de la méso échelle sur le déclenchement de la mousson et le rôle de l'upwelling sur le flux de mousson.

Ensuite, nous pouvons essayer de trouver un lien entre l'humidité restituée et le déclenchement de la saison des pluies au sahel, dont l'agriculture, sur laquelle repose l'économie de la plupart des régions tropicales, est tributaire. Le but sera alors de donner aux paysans du sahel les dates idéales pour faire les semences car Sultan et al (2005) ont montré, à partir de simulations du modèle agronomique SARRAH (Système d'Analyse Régionale de Risques Agroclimatiques), qu'il est possible de relier la date de mise en place de la mousson définie à l'échelle régionale et la date de semis à l'échelle fine de la parcelle. Ils montrent aussi que la prise en compte de l'installation de la mousson par le choix de la date de semis aboutit théoriquement à une amélioration significative des rendements agricoles et une réduction de leur variabilité à l'occurrence de faux départ de la saison humide.

7-2-2 Mise à profit de la méthodologie pour le premier satellite polaire européen : METOP-A

Cette thèse est avant tout un travail méthodologique, par conséquent il est important de pouvoir mettre à profit la méthode développée dans d'autres contextes. Ainsi, on pourrait appliquer cette méthode pour l'exploitation des observations du satellite METOP-A lancé le 19 octobre 2006 et qui comporte des instruments plus performants que ceux actuellement en orbite. L'intérêt de la plateforme METOP est qu'elle sera constituée d'une série de 2 satellites placés sur des orbites complémentaires permettant ainsi une meilleure couverture du globe. On peut aussi appliquer notre méthode à une combinaison des observations issues des instruments AMSU et de l'instrument infrarouge HIRS (High Resolution Infrared Radiation Sounder) dont la fonction primaire est le sondage de l'humidité et de la température de l'atmosphère sans nuages.

BIBLIOGRAPHIE

- Aires, F.**, 1999: Problèmes inverses et réseaux de neurones : application à l'interféromètre haute résolution IASI et à l'analyse de séries temporelles. Thèse de doctorat, univ. Paris IX-Dauphine -219 p.
- Alishouse, J. C.**, and S. A. S. and J. V. and R. R. F., 1990: Determination of oceanic Total Precipitable Water from the SSM/I. IEEE Trans. on Geo. and rem. Sens., **28**,
- Ayina, L. H.**, and A. B. and A. N. and G. M., 2006: The impact of satellite winds and latent heat fluxes in a numerical simulation of the tropical Pacific Ocean. J. of Clim., **19**,5889-5902.
- Bentamy, A.**, and K. Katsaros and A. Nunez, W. Drennan, H. Rocquet, 2003: Satellite estimates of wind speed and latent heat flux over the global oceans. J. of climate, **16**, 637-656.
- Bennartz, R.**, 2000: Optimal Convolution of AMSU-B to AMSU-A. J. of atmosph. and ocean. Tech., **17**, 1215-1225.
- Bourras, D.** and W. T. Liu., 2003: Regional correction of ocean surface specific humidity derived from satellite sensor data. Int. J. Remo. Sens., **24**, 3163-3169.
- Bourras, D.**, 1999: Estimation par satellite du flux de chaleur latente à la surface des océans. Thèse de doctorat, Université Paris 6. 201 p.
- Bourras, D.**, 2006: Comparison of five satellite-derived latent heat flux products to moored buoy data. J of clim., **19**, 6291-6313.
- Boukabara, S. A.**, 1997: Couplage des mesures hyperfréquences actives et passives. Thèse de doctorat, univ D. Diderot – Paris VII, 259 p.
- Burlaud, C.**, 2003 : Restitution des profils de dégagement de chaleur latente par radiométrie hyperfréquence. Application aux cyclones tropicaux. Thèse de doctorat, Université de Versailles. 206 p.
- Cadet, D. L.**, and N. O. Nnoli., 1987: Water vapour transport over Africa and the Atlantic Ocean during summer 1979. Quart. J. Roy. Meteor. Soc., **113**, 581-602
- Caniaux, G.**, A. Brut, D. Bourras, H. Giordani, A. Paci, L. Prieur and G. Reverdin, 2005 : A one year sea surface heat, freshwater and momentum budget in the northeast Atlantic basin during the POMME experiment. Part 1: Flux estimates. J. of Geophys. Res., **110**, C07S02, doi:10.1029/2004JC002596.
- Cauneau, F.**, 1988 : Etude de l'interface océan –atmosphère à partir de données radiomètres hyperfréquences embarqués. Thèse de doctorat, univ. Paris 7, 338 p

- Chédin**, A., N.A. Scott., C. Wahiche and P. Moulinier, 1985: The Improved Initialization Inversion method: a high resolution physical method for temperature retrievals from satellites of the TIROS-N series. *Jour. Of Clim. App. Meteor.*, **24**, 128-143.
- Chien**, B. C., and Huang P. H., 2004: A new procedure for estimating observation errors in AMSU data and its application to retrieval. *Q. J. R. Met. Soc.*, **130**, 79-101.
- Deepak**, A., 1977: Inversion Methods in atmospheric remote sensing-, Academic press, 622 p.
- Eckermann**, S. D. and D. L. Wu., 2006: Imaging gravity waves in lower stratospheric AMSU-A radiances. *Atmos. Chem. Phys.*, **6**, 3325-3341.
- Esbensen**, S. K., and M. J. McPhaden 1996: Enhancement of Tropical Ocean Evaporation and Sensible Heat Flux by Atmospheric Mesoscale Systems. *Jour. of climate*, **9**, 2307-2325
- Estève**, P., 1998 : Inversion du modèle de transfert radiatif DART. Thèse de doctorat, Université P. Sabatier de Toulouse. 140 P.
- Eymard**, L., and C. Klapisz and R. Bernard, 1989: Comparison between NIMBUS-7 SMMR and ECMWF Model Analyses: The problem of the Surface Latent Heat Flux. *J. of Atm. and Ocea. Tech.*, **6**, 866-881.
- Fairall**, C. W., and E. F. Bradley and D. Rogers and J. Edson and G. Young, 1996: Bulk parameterization of air-sea fluxes for Tropical Ocean- Global Atmospheric Coupled- Ocean Atmosphere Response Experiment. *J. of Geo. Res.*, **101**, 3747-3764.
- Ferraro**, R. and F. Weng and N. Grody and L. Zhao, 2000: Precipitation characteristics over land from the NOAA 15 AMSU sensor. *Geo. Res. Letters*, **27**, 2669-2672.
- Friehe**, C. A., and K. F. Schmitt, 1976: Parameterization of air-sea interface fluxes of sensible heat and Moisture by the bulk aerodynamic formulas. *J. of phys. Ocea.*, **6**, 801-809.
- Geernaert**, G. L. and W. J. Plant, 1990: Surface waves and fluxes, volume II-KAP, 372 p.
- Gentemann**, C. L., and F. J. Wentz and C. Mears and D. Smith, 2004: In situ Validation of tropical rainfall Measuring Mission Microwave sea surface temperatures. *J. of Geo. Res.*, **109**, C04021
- Goldberg**, M. D., and D.S. Crosby. and L. Zhou., 2000: The limb adjustment of AMSU-A observations: Methodology and Validation. *J. of Appl. Meteo.*, **40**, 70-83
- Gosselin**, B., 1996: Application des réseaux de neurones artificiels à la reconnaissance automatique de caractères manuscrits. Thèse de doctorat, Faculté polytechnique de Mons. 227p.
- Gu**, G. and R.F. Adler, 2004: Seasonal Evolution and Variability Associated with the West African Monsoon System. *J. of Clim.*, **17**, 3364-3377

- Hsu**, S. A. and W. Blanchard, 1989: The relationship between total precipitable water and surface level humidity over the sea surface: a further evaluation. *J. of Geo. Res.*, **94**, 14539-14545
- Jackson**, D. L., and G. A. Wick, and J.J. Bates, 2006: Near surface Retrieval of air temperature and specific humidity using multisensor microwave satellite observations. *J of Geoph. Research*, **111**, D10306.
- Janicot**, S., and A. Harzallah, and B. Fontaine and V. Moron, 1997: West African Monsoon Dynamics and Eastern Equatorial Atlantic and Pacific sst anomalies (1970-1988). *J. of Clim.*, **11**, 1874-1882.
- Jansen**, M., 1993: Atmospheric remote sensing by microwave radiometry. Wiley series in remote sensing. 571 p.
- Jiayi**, P., and X. Yan. and Q. Zheng, and W. Liu, 2004: A new method for the estimation of the sensible heat flux under unstable conditions using satellite vectors winds. *Jour. of Phys. Ocea.*, **34**, 968-977.
- Jimenez**, C., and P. Eriksson and V. O. John and S. A. Buehler, 2005: A practical demonstration on AMSU retrieval precision for upper tropospheric humidity by a non-linear multi-channel regression method. *Atmos. Chem. Phys.*, **5**, 451-459.
- Jones**, C., and P. Peterson and C. Gautier, 2003: Satellite Estimates of air Temperature, specific humidity, latent and sensible heat fluxes over the global tropics. Technical report. 40 p.
- Jin**, I., and Wolf W. and W. Menezl and W. Zhang, 2000: Global soundings of the atmosphere from ATOVS measurement: the algorithm and validation. *Jour. Of App. Meteor.*, **39**, 1248-1268.
- Kalnay**, E., M. Kanamitsu, R. Kistler, W. Collins, D. Deaven, L. Gandin, M. Iredell, S. Saha, G.White, J.Woollen, 1996: The NCEP/NCAR 40-Year Reanalysis Project. *Bul. Of Americ. Meteor. Soc.*, **77**, 437-471
- Karbou**, F., 2004: Inversion des mesures radiométriques haute fréquence au dessus de surfaces continentales. Thèse de doctorat, Université de Versailles Saint-Quentin. 157 P.
- Karbou**, F., and E. Gerard and F. Rabier, 2006: Microwave land emissivity and skin temperature for AMSU-A and B assimilation over land. *Q. J. R. Met. Soc.*, **132**, 2333-2355.
- Kubota**, M., and N. Iwasaka and S. Kizu and M. Konda and K. Kutsuwada, 2002: Japanese flux Ocean data sets with use of remote sensing observations (J-OFURO). *J. of Oceano.*, **58**, 213-225

- Lafont**, D., 2005: Prise en compte des hétérogénéités dans la restitution de l'eau nuageuse et des précipitations par radiométrie micro-onde passive. Thèse de doctorat, Université Blaise Pascal, 193 P.
- Lei**, S., 2000: Retrieval of atmospheric temperature profiles from AMSU-A measurement using neural network approach. Jour. Of Atmosph. and Ocea. Tech., **18**, 340-347
- Lojou**, J. Y., 1990: Algorithme et méthodes de validation des instruments en radiométrie hyperfréquence. Thèse de doctorat, univ. Paris 7.
- Lui**, W. T., and Niiler P. P., 1984: Determination of monthly mean humidity in the atmospheric surface layer over oceans from satellite data. Jour. of Phys. Ocea., **14**, 1451-1457
- Lui**, W. T., 1988: Moisture and latent heat flux variabilities in the tropical pacific derived from satellite data. J. of Geo. Res., **93**, 6749-6760.
- Lui**, W. T., and Niiler P. P and W. Tang, 1991: Humidity profiles over ocean. J. of Clim., **4**, 1023-1034.
- Lui**, W. T., 1986: Statistical relation between monthly mean precipitable water and surface level humidity over global oceans. Month. W. Rev., **114**, 1591-1602.
- Mangum**, L. J. and D. C. McClurg. and L. D. Stratton. and N. N. Soreide and M. J. McPhaden., 1998: The Tropical Atmosphere Ocean (TAO) Array World Wide Web Site. Argos Newsl., **53**, 9-11.
- McCulloch**, W. S. and Pitts W., 1943: A logical calculus for the ideas immanent in nervous activity. Bull. of Math. Biophys., **5**, 115-137.
- Mialon**, A., 2005: Etude de la Variabilité climatique des Hautes latitudes Nord, dérivée d'observations satellites micro-ondes. Thèse de doctorat, Univ. J. Fourier- Univ.Sherbrooke, 253 p.
- Min-chen**, F. W., 2004: Global Estimation of Precipitation Using Opaque Microwave Bands. Phd thesis, Massachusetts Institute of Technology. 123 p
- Moreau**, E., 2000: Restitution des paramètres atmosphériques par radiométrie hyperfréquence spatiale. Utilisation des méthodes neuronales. Thèse de doctorat, Université Paris 7. 218 P.
- Norman**, G., and J. Zhao and R. Ferraro, F. Weng, 2001: Determination of precipitable water and cloud liquid water over oceans from the NOAA 15 advanced microwave. Jour. Of Geo. Res., **105**, 2943 -2953.
- Prigent**, C., and F. Aires and W. B. Rossow, 2002: Retrieval of surface and Atmospheric Geophysical Variables Over Snow-Covered land from combined Microwave and Infrared Satellite Observations. Jour. of App. Meteor, **42**, 368-380.

- Prigent**, C., and L. Phalipou and S. English, 1997: Variational Inversion of the SSM/I observations during the ASTEX Campaign. *J. of App. Meteo.*, **36**, 493-508.
- Sandeep**, S., and A. Chandrasekar and D. Singh, 2006: The impact of the assimilation of AMSU data for the prediction of a tropical cyclone over India using a mesoscale model. *Int. J. of Rem. Sens.*, **27**, 4621-4653.
- Schlüssel**, P., 1989: Satellite-derived low-level atmospheric water vapour content from synergy of AVHRR with HIRS. *Int. J. Rem. Sens.*, **10**, 705-721.
- Schlüssel**, P., L. Schanz and G. Englisch, 1995: Retrieval of latent heat flux and longwave irradiance at the sea surface from SSM/I and AVHRR measurements. *Adv. Space Res.*, **16**, 107-116
- Schulz**, J., and P. Schlüssel and J. Meywerk and S. Ewald, 1996: Evaluation of satellite – derived latent heat fluxes, *Jour. of climate*, **10**, 2782-2795
- Schulz**, J., and P. Schlüssel and H. Grassl, 1993: Water vapour in the atmospheric boundary layer over oceans from SSM/I measurements. *Int. J. Rem. Sens.*, **14**, 2773-2789.
- Servain**, J., and A. Busalacchi and A. Moura and G. Reverdin and McPhaden. P. and M. Vianna and S. Zebiak, 1998: A Pilot Research Moored Array in the Tropical Atlantic PIRATA. *Bul. of Amer. Meteor. Soc.*, **79**, 2019-2031.
- Simonot**, J. Y. and C. Gautier, 1989: Satellite estimations of surface evaporation in the Indian Ocean during the 1979 monsoon. *Ocean –Air Int.*, **1**, 239-256.
- Singh**, R., and B. Simon and P. C. Joshi, 2003: A technique for direct retrieval of surface specific humidity over open oceans from IRS-P4/MSMR satellite data. *Bound. Layer Met.*, **106**, 547-559
- Smith**, E.A. and Mugnai, A., 1989: Radiative transfer to space through a precipitating cloud at multiple microwave frequencies. Part III: Influence of large ice particles. *J. Meteorol. Soc. Jpn.* **67**, 739–755.
- Smith**, E. A., and X. Xiang, and A. Mugnai and R. E. Hood and R.W. Spencer, 1993: Behavior of an Inversion-Based Precipitation Retrieval algorithm with High Resolution AMPR Measurement including a Low-frequency 10.7-GHz Channel. *Jour. Of Atmosph. and Ocea. Tech*, **11**, 858-873
- Sultan**, B., and C. Baron and M. Dingkuhn and B. Sarr and S. Janicot, 2005: La variabilité climatique en Afrique de l'Ouest aux échelles saisonnière et intra saisonnière : Applications à la sensibilité des rendements agricoles au sahel. *SECHERESSE*, **16**, 23-33
- Weng**, F, and R. Ferraro and N. Grody, 2002: Advances in AMSU non-sounding products. 12th International Tovs studies Conference, Lorne, Australia.

BIBLIOGRAPHIE

- Wentz**, F. J., and C. L. Gentemann and D. K. Smith and D.B.Chelton, 2000: Satellite measurements of sea surface temperature through clouds. *Science*, **288**, 847-850.
- Wilheit**, T. T., and A. T. Chang. C. and L. S. Chiu., 1990: Retrieval of monthly rainfall indices from microwave radiometrics measurements using probability distribution Functions. *Jour. Of Atmosph. and Ocea. Tech*, **8**,118-136.
- Wilheit**, T. T., and A. T. Chang and R. Nieman and B.Krupp and J. Stratigos and H. Siddalingaiah, 1982: Microwave radiometric Observations near 19.35, 92 and 183 GHz of precipitation in tropical Storm Cora. *J of App. Met.*, **21**, 1137-1145.
- Woodruff**, S. D., and R. J. Slutz, and R. L. Jenne, and P. M. Steurer, 1987: A Comprehensive Ocean -Atmosphere Data Set. *Bull. Americ. Meteorol. Soc.*, **68**, 1239-1250.
- Wylie**, D. and Menzel W., 1999: Eights years of high cloud statistics using HIRS. *Jour. of Clim.*, **12**, 170-184.
- Zhao**, L., and Weng F., 2002: Retrieval of ice clouds parameters using the advanced microwave sounding unit. *Jour. of App. Meteor.*, **41**, 384-395.